

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE DE TECHNOLOGIE

DEPARTEMENT : ELECTRONIQUE

N° :



DOMAINE : SCIENCES ET TECHNOLOGIES

FILIERE : ELECTRONIQUE

OPTION : SYSTEME DE TELECOMMUNICATION (STLC)

Mémoire présenté pour l'obtention
Du diplôme de Master Académique

Par : Achour Asma

Merzoug Safia

Intitulé

**Modélisation des échos radar par la loi
Gaussienne composée avec la texture log-
normal en absence et en présence du bruit
thermique**

Encadré par :

Dr. CHALABI Izzeddine

Année universitaire : 2019 /2020

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

" قَالُوا سُبْحَانَكَ لَا يَلْمُنَا إِلَّا مَا
لَمُنَّا ۗ إِنَّكَ نَتَّ الْعَلِيمُ الْحَكِيمُ "

(صدق الله العظيم)

آية 32 من سورة البقرة

Remèrciements

En premier lieu nous tenons à remercier Le Bon Dieu Tout Puissant et Miséricordieux de la bonne santé, de la volonté et de la patience qu'il nous a accordé tout au long de notre étude.

Nous ne pouvons, réellement, trouver les expressions élégantes que mérite notre encadreur Dr. Izzeddine CHALABI, afin de la remercier pour sa sympathie sa patience, ses encouragements ses conseils, son aide, ainsi que pour le temps qu'elle a consacrée pour évaluer et critiquer ce travail et sa présence totale, au cours de cette modeste étude.

Nous tenons à exprimer notre gratitude aux membres du jury qui ont bien voulu consacrer de leur temps à l'examen et l'étude de notre travail. Notre profonde gratitude à tous les enseignants du département d'électronique qui nous ont encouragé à donner le meilleur de nous-mêmes en nous assurant une formation aussi meilleure que possible .Un remerciement spécial aux Étudiants du département de l'Électroniques et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail.

Grand Merci

Dédicace

Je dédie ce modeste travail :

À ceux qui sont les plus chères au monde, nos parents, à qui nous n'arriverons jamais à exprimer notre gratitude et notre reconnaissance. Pour leur amour et leur soutien tout au long de nos études.

Et à ma grand-mère en particulier, je la prie pour la miséricorde et le pardon

À nos frères et sœurs

À nos Familles

À ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail.

À Tous nos proches, nos amies et nos collègues.

Je dédie ce travail

A.ASMA

Dédicace

Je dédie ce modeste travail :

A mes très chers parents

A mon fiancé

A mes sœurs et mes frères

A tous les membres de leurs familles

A tous mes amis.

*A tous ceux qui me sont chers, à tous ceux qui m'aiment et à tous ceux
que j'aime.*

Je dédie ce travail.

M.SAFIA

Table des matières

Introduction générale.....	1
Chapitre 01 : Système radar	
1.1 Introduction.....	5
1.2 Définition du Radar	5
1.3 Principe de fonctionnement d'un système radar.....	6
1.4 Traitement du signal radar	7
1.5 Théorie de la décision.....	9
1.5.1 Critère de Bayes	11
1.5.2 Critère minimax.....	13
1.5.3 Critère Neyman-Pearson	13
1.6 L'équation du radar	14
1.7 Classification des systèmes radars	14
1.8 Modélisation des cibles.....	16
1.8.1 Modèles de Swerling	16
1.8.2 Modèle de Weibull	17
1.9 Modélisation du clutter de mer	18
1.10 Conclusion	18
Chapitre 02 : Modélisation de clutter mer utilisant le modèle Gaussien composé avec une	
texture Log-normal CG-LNT Erreur ! Signet non défini.	
2.1 Introduction.....	20
2.2 Modélisation du clutter de mer	20
2.3 Modèles statistiques de clutter en absence de bruit thermique.....	22
2.3.1 Distribution Weibull.....	22

2.3.2	Distribution K -composée.....	22
2.3.3	Distribution Pareto-composée	24
2.3.4	Distribution CIG.....	24
2.3.5	Distribution CG-LNT.....	25
2.4	Modèles statistiques de clutter en présence de bruit thermique	26
2.4.1	Distribution K -plus-bruit.....	26
2.4.2	Distribution de Pareto-plus-bruit	26
2.4.3	Distribution proposée CG-LNT-plus-bruit.....	27
2.5	Conclusion	27
Chapitre 03: Résultats et discussion		
3.1	Introduction.....	29
3.2	Estimation des paramètres	29
3.3	Méthodes d'estimation en l'absence du bruit	29
3.3.1	CG-LNT	29
3.3.2	K -composée.....	29
3.3.3	Pareto-composée	30
3.4	Méthodes d'estimation en présence du bruit.....	30
3.5	Le critère MSE.....	31
3.6	Données réelles utilisées (la base de données IPIX)	32
3.7	Résultats de modélisation en absence de bruit	33
3.8	Résultats de modélisation en présence du bruit.....	38
3.9	Conclusion	43
Conclusion générale.....		45
Bibliographie		46

Liste des figures

Figure 1.1-Forme générale d'un radar.....	7
Figure 1.2- Traitement du signal radar.....	7
Figure 1.3-Récepteur quadratique.....	8
Figure 1.4-Principe de la détection adaptative CFAR.....	9
Figure 1.5-Fonctions de bases d'un système de détection radar.....	10
Figure 1.6-Régions de décision.....	12
Figure 1.7-Radars SISO monostatique et bistatique.....	15
Figure 1.8-Types de radars en fonction du nombre d'antennes.....	16
Figure 2.1-Mécanismes d'interaction du signal radar (surface de la mer).....	22
Figure 3.1-Organigramme d'estimation des paramètres en présence du bruit thermique utilisant la méthode d'ajustement des courbes.....	31
Figure 3.2-Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles sans bruit de la 24 ^{ème} case distance, de polarisation HH et de résolution 3m.....	34
Figure 3.3-Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles sans bruit de la 1 ^{er} case distance, de polarisation HH et de résolution 15m.....	35
Figure 3.4-Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles sans bruit de la 16 ^{ème} case distance, de polarisation VV et de résolution 15m.....	36
Figure 3.5-Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles sans bruit de la 13 ^{ème} case distance, de polarisation VV et de résolution 30m.....	37
Figure 3.6-Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles de la 7 ^{ème} case distance, de polarisation HH et de résolution 3m.....	39
Figure 3.7-Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles de la 2 ^{ème} case distance, de polarisation VV et de résolution 3m.....	40
Figure 3.8-Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles de la 13 ^{ème} case distance, de polarisation VV et de résolution 15m.....	41
Figure 3.9-Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles de la 4 ^{ème} case distance, de polarisation HH et de résolution 30m.....	42

Liste des tableaux

Tableau.3. 1- Caractéristiques du radar IPIX.....	32
---	----

Symboles et Notation

GHz	Giga Hertz
GHZ	Giga Hertz
dB	Décibel
I	Composante en phase du signal reçu
Q	Composante en quadrature de phase du signal reçu
X	L'intensité du clutter, $X = I^2 + Q^2$
M	Nombre des échantillons ou nombre de cellules dans la fenêtre de référence d'un détecteur CFAR
N	Nombre des impulsions
y	La constante d'euler
b	Paramètre d'échelle de la distribution
ν	Paramètre de forme de la distribution K
$K(.)$	Fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce d'ordre $\nu - 1$
α	Paramètre de forme de la distribution GP
β	Facteur d'échelle de la distribution GP
μ	La moyenne de la distribution Log-normale
σ	L'écart type de la distribution Log-normale
$p(x/y)$	Fonction de distribution de probabilité de x sachant y (texture)
$p(y)$	Fonction de distribution de probabilité de y (speckle)
$\Gamma(.)$	La fonction gamma
σ^2	La variance du bruit thermique
λ	Paramètre de forme de la distribution CIG
μ	Paramètre d'échelle de la distribution CIG
$\hat{\theta}$	Vecteur de paramètres estimés
P_{fa}	Probabilité de fausse alarme
$CCDF_X(x_i, \hat{\theta})$	La CCDF théorique
$\widehat{CCDF}_X(x_i)$	La CCDF mesurée à partir des données réelles
p_n	Désigne la puissance du bruit thermique.

Acronymes

RADAR	Radio Detection And Ranging
IPIX	Intelligent PIXel processing X-band radar
K	Distribution K
IID	Independent and Identically Distributed
MIMO	Multiple Input Multiple Output
MISO	Multiple Input Single Output
CFAR	Constant False Alarm Rate
RCS	Radar Cross Section
SIMO	Single Input Multiple Output
SISO	Single Input Single Output
SNR	Signal-to-Noise Ratio
IG	Inverse-Gaussien
CIG	Compound Inverse Gaussian
PCFE	Parametric Curve Fitting Estimation (Nelder-Mead algorithm)
SER	Surface Équivalente du Radar
HH/VV	La polarisation de l'antenne de résolution (Horizontal- Horizontal / Vertical-Vertical)
$CG-LNT$	Compound Gaussian Log-Normal texture
GF	Gamma Généralisée
GK	K Généralisée
PDF	Probability Density Function
CCDF	Fonction de Densité Cumulative Complémentaire
MSE	Mean Square Error / Erreur Quadratique Moyenne
χ^2	Test d'ajustement Chi-square
CBP	Compound Beta Prime
NCG	Non Central Gamma

Résumé

La modélisation statistique du clutter radar est un domaine de recherche important, car la tâche de la détection est liée directement au modèle statistique choisi. Et les performances sont directement affectées par ce choix. Dans ce mémoire, le modèle statistique CG-LNT (Compound Gaussien – Log-Normal texture) est généralisé pour inclure la présence du bruit thermique. Ce modèle est une mixture de la distribution de Rayleigh pour modéliser le speckle et la distribution Log-Normal pour modéliser la composante texture. La densité de probabilité (pdf) CG-LNT-plus-bruit est généralisée pour tenir compte le bruit thermique additif pour obtenir un bon ajustement avec des données réelles. La pdf global est donnée en une forme intégrale en fonction de trois paramètres qui sont estimés à partir des données utilisant la méthode paramétrique d'estimation par ajustement de courbe (PCFE). À l'aide de la base de données réelle d'IPIX, l'ajustement du des PDF et CCDF CG-LNT-plus-bruit sont évalués en les comparant au modèles K-plus-bruit et Pareto-plus-bruit. Les résultats de l'ajustement expérimental montrent que le modèle CG-LNT-plus-bruit offre des meilleures performances dans la plupart des tests effectués.

ABSTRACT

Statistical modeling of radar clutter is an important field of research, because the task of detection is directly linked to the chosen of statistical model and the performance is directly affected by the considered model. In this manuscript, the CG-LNT (Gaussian Compound - Log-Normal texture) statistical model is analysed to model the real data of sea clutter in presence of thermal noise. This model is a mixture of the Rayleigh distribution to model the speckle and the Log-Normal distribution to model the texture component. CG-LNT-plus-noise probability density (pdf) is given in an integral form as a function of three parameters which are estimated from data using the Parametric Curve Fitting Estimation (PCFE) method. Using the real IPIX database, the fit of the PDF and CCDF CG-LNT-plus-noise is evaluated by comparing them to the K-plus-noise and Pareto-plus-noise models. The experimental results show that the CG-LNT-plus-noise model is better in most of the realized tests.

ملخص

تعد النمذجة الإحصائية لفوضى الرادار مجالاً مهماً للبحث ، لأن مهمة الكشف مرتبطة ارتباطاً مباشراً بالنموذج الإحصائي المختار. و يتأثر الأداء بشكل مباشر بهذا الاختبار. في هذه الأطروحة , تم تعميم النموذج الإحصائي CG-LNT (مركب غاوسي - نسيج لوغاريتم عادي) ليشمل وجود ضوضاء حرارية. هذا النموذج هو خليط من توزيع رايلي لنمذجة البقع والتوزيع اللوغاريتمي العادي لنمذجة مكون النسيج. يتم تعميم كثافة احتمالية الضوضاء (PDF) CG-LNT لحساب الضوضاء الحرارية المضافة للحصول على توافق جيد مع البيانات الحقيقية . يتم تقديم ملف PDF الإجمالي في شكل تكاملات كدالة لثلاث معلمات يتم تقديرها من البيانات باستخدام طريقة تقدير ملائمة المنحنى(PCFE) . باستخدام قاعدة بيانات IPIX الحقيقية, يتم تقييم ملائمة Pdf و CCDF CG-LNT في وجود الضوضاء من خلال مقارنتها بنماذج K و Pareto في وجود الضوضاء. تظهر نتائج الملائمة التجريبية أن نموذج CG-LNT في وجود ضوضاء يعمل بشكل أفضل في معظم الاختبارات التي تم إجراؤها.

Introduction

Générale

Introduction générale

Dans les applications radar, les procédures de détection se composent de deux tâches principales; les caractéristiques du clutter et la décision binaire basée sur le taux de fausses alarmes constant (CFAR). Lorsque le clutter ne suit pas adéquatement le modèle statistique choisi, cela provoque une intolérable augmentation de la probabilité de fausse alarme. De plus, la conception des détecteurs CFAR est liée avec le modèle de clutter supposé, si un modèle de clutter ne modélise pas les données est utilisé, les performances sont considérablement dégradées. Dans les années récentes, la modélisation des statistiques du clutter de mer a été un domaine de recherche important. Une variété de distributions a été proposée dans la littérature afin de modéliser statistiques non-Gaussien [1–10]. En particulier, Watts [1, 2] a proposé le modèle composé K . Eltoft [3] a introduit une nouvelle distribution appelées Rician inverse Gaussien (RiIG). La PDF RiIG a été testé pour s'adapter aux données d'échographie médicale. Carretero et coll [4] a présenté une analyse statistique d'une base de données de clutter de mer. Un très bon ajustement aux données ont été obtenues par le modèle Gaussien composé avec texture log-normale (CG-LNT). Dans [5], Sangston et al ont étudié le problème de détection d'un signal cible dans un clutter corrélé non gaussien, modélisé par une distribution Gaussienne composée avec une texture modélisée par une distribution Gamma inverse. Watts [6] a dérivé une nouvel technique de modélisation pour caractériser les variations temporelles du Spectre Doppler observé. Gini et Greco [7] a considéré la modélisation et l'estimation de la texture du clutter marin non Gaussien de haute résolution. Le clutter est modélisé comme un processus Gaussien composé et la texture comme la superposition de cosinus réels avec des amplitudes, phases et fréquences inconnus. Weinberg [8] a analysé les performances d'ajustement de La distribution de Pareto comme modèle pour le clutter de mer de haute résolution et des angles d'incidence élevés, en utilisant la base de données INGARA, les paramètres de la distribution de Pareto ont été estimés en utilisant l'estimateur du maximum de vraisemblance (MLE). Les performances ont été évaluées par rapport aux K et KK . Ward et Tough [9] et Watts et al [10] ont utilisé une distribution KA pour améliorer la distribution du clutter de mer dans la région de la queue. La méthode d'estimation de l'ajustement de courbe paramétrique (PCFE) développé par Mezache et al dans [11] basée sur l'algorithme de simplex de Nelder-Mead (N-M) développé par Lagarias et al dans [12]. Cependant, la procédure d'estimation dans [11] est basée sur l'ajustement des modèles mathématiques des fonctions de densité cumulative complémentaire (CCDF) au CCDF réel des données. Dans ce mémoire, les performances de modélisation du modèle CG-LNT [4] sont analysées en absence et en présence du bruit thermique. La base de données réelle du clutter de mer d'IPIX sera exploitée, et le test d'erreur quadratique moyenne (MSE) est utilisé pour l'évaluation des performances. Ce mémoire est organisé comme suit. Dans le chapitre 1, nous présentons les concepts de base des systèmes radars. Le chapitre

2 présente une variété de modèle statistique du clutter de non-Gaussien ainsi que le modèle CG-LNT-plus-bruit. Dans le chapitre 3, nous analysons les résultats de modélisation du clutter de mer réel du radar IPIX. Enfin, certains conclusions et remarques sont données.

Chapitre 01
Système radar

1.1 Introduction

Dans les systèmes radars, l'un des principaux objectifs de la chaîne de traitement du signal est d'informer l'utilisateur sur la présence ou l'absence des cibles (avions, navires, véhicules, etc.) dans la scène observée [13]. Le radar est un système électromagnétique pour la détection et la localisation d'objets. Il fonctionne en transmettant un type particulier de forme d'onde et détecte la nature du signal d'écho. Une forme élémentaire de radar consiste en une antenne émettrice émettant un rayonnement électromagnétique généré par un oscillateur quelconque, une antenne réceptrice et un dispositif de détection d'énergie. Ou récepteur. Une partie du signal émis est interceptée par un objet réfléchissant (cible) et est réémise dans toutes les directions [14]. En effet la détection consiste à déclarer la présence d'une cible l'osque le signal reçu dépasse un certain seuil. Étant donné que les modèles statistiques des signaux résous ne sont pas disponibles à priori, et que la puissance du clutter est variable et inconnue, l'utilisation de techniques de détection à seuil fixe conduit alors à beaucoup de fausses alarmes et dégrade ainsi les performances de la détection. Pour cela, une nouvelle technique à seuillage adaptatif de traitement numérique des échos radar a été adoptée pour maintenir le taux de fausses alarmes constant "CFAR Canstant False Alarm Rate " par opposition à la détection visuelle, la détection est réalisée d'une manière automatique [15]. Pour atteindre cet objectif, la détection doit être fondée sur une caractérisation statistique (ou une modélisation statistique) pertinente du signal de la cible et du clutter. Pour des raisons purement pratiques. Dans ce cas, la modélisation statistique ne dépend que de la distribution du clutter et du bruit thermique. Le bruit thermique étant Gaussien, la modélisation statistique du problème radar se réduit donc à la modélisation du clutter. En effet, dans le traitement du signal radar, la modélisation du clutter et l'estimation des paramètres du modèle adopté sont primordiales afin de pourvoir optimiser possiblement les performances en détection [15].

1.2 Définition du Radar

Le terme RADAR est la contraction de l'expression « RADio Detection And Ranging », qui signifie détection de la présence et mesure de la distance d'objets on utilisant la propriété des ondes électromagnétiques de se réfléchir partiellement sur tout obstacle, permettant ainsi de détecter des objets (cibles) qui sont situés à l'intérieur de son volume de couverture pour en extraire des informations comme la position, la vitesse, la forme, ou tout simplement 'radiorepérage'. Cet acronyme d'origine américaine a remplacé le sigle anglais précédemment utilisé : RDF « Radio Direction Finding » [16].

Le sigle RADAR signifie:

- Radio : les radars fonctionnent à des fréquences comprises entre 3 MHz (ondes de surface ou par rétrodiffusion ionosphérique) et 100 GHz (courtes portées).

- Détection : des seules cibles utiles, définies par les spécifications de besoin des utilisateurs, donc avec rejet des signaux parasites après identification. Des paramètres discriminants sont déterminés pour séparer signaux utiles et parasites.
- And : simultanément.
- Ranging : localisation des cibles en quatre dimensions Site, Gisement, Distance et Vitesse radiale.

Le RADAR est donc un instrument d'alerte (détection) et de mesure (localisation). La détection et localisation doivent être obtenues dans un cadre espace-temps :

- le volume surveillé (dans les quatre dimensions),
- la cadence à laquelle cette surveillance doit être renouvelée.

Dans cette deuxième fonction, deux caractéristiques sont essentielles :

- précision, incertitude sur la valeur exacte de chaque paramètre de localisation.
- Pouvoir séparateur, ou résolution : possibilité de distinguer et de localiser séparément plusieurs cibles.

1.3 Principe de fonctionnement d'un système radar

Dans cette section, nous allons donner brièvement le concept de base du fonctionnement d'un radar à impulsions qui est le plus employé pour la surveillance et la poursuite des cibles. La forme générale d'un radar à impulsion est donnée par la Figure 1.1. Le dispositif consiste en un émetteur (TX : Transmitter) connecté à une antenne pour la propagation des ondes électromagnétiques vers l'espace et un récepteur (RX :Receiver) connecté à une antenne de réception de l'importe quelle onde réfléchi à partir des cibles. En générale, L'antenne d'émission sert aussi à la réception. Ce type de radar est le plus utilisé qui est appelé radar monostatique. L'antenne d'émission convertit le signal haut fréquence $s(t)$ produit par l'émetteur à un rayonnement sous forme ondes électromagnétiques. Ces ondes propagent à la vitesse de la lumière dans une direction bien déterminée. Chaque fois que ces ondes rencontrent des obstacles (avions par exemple), elles sont réfléchies encore à la vitesse de la lumière en partie ou en totalité selon la nature physique de cet obstacle. L'onde réfléchi est captée par l'antenne de réception qui la convertit à un signal de réception $sr(t)$. Ce dernier doit passer et traiter par une chaîne réception. A la fin du traitement, le radar peut détecter l'absence ou la présence de la cible à la sortie du détecteur.

Le schéma ci-dessous illustre le principe de fonctionnement du radar.

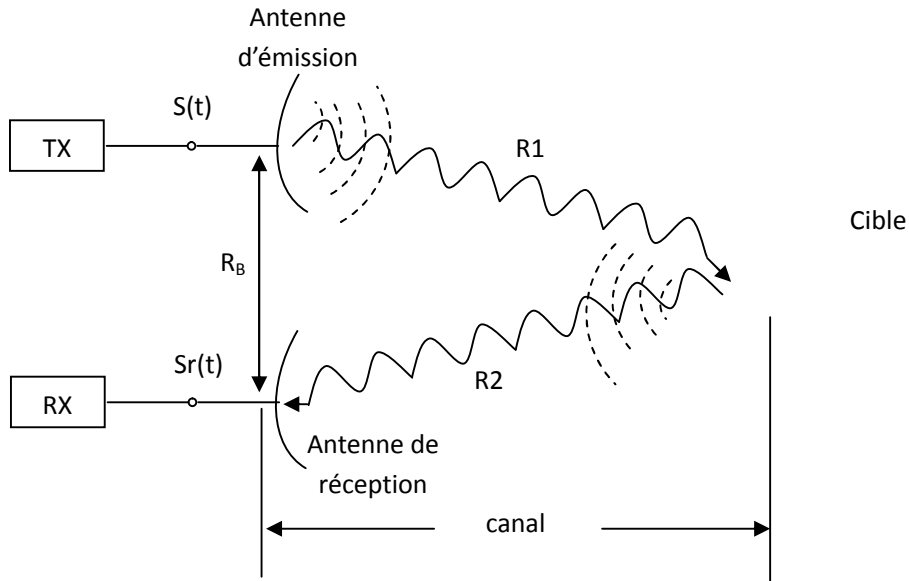


Figure 1.1-Forme générale d'un radar

1.4 Traitement du signal radar

La détection du signal radar est une tâche complexe où beaucoup d'actions doivent être faites à des niveaux séparés pour réaliser la détection CFAR. Le système de traitement des signaux radar est en générale comme représenté sur la Figure 1.2.

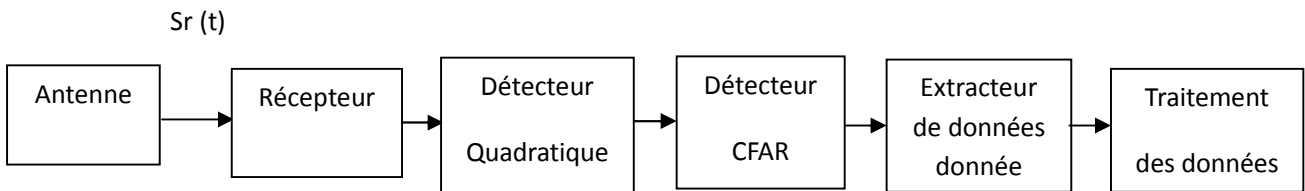


Figure 1.2- Traitement du signal radar

(i) Le récepteur

Au niveau de la réception, le signal $s_r(t)$ subit une amplification avant d'être filtré de façon optimale, sous optimale en réalité, par un filtre adapté au niveau du récepteur à la forme

de l'impulsion émise. La sortie du filtre adapté est un signal à bande étroite. Le signal produit est suivi par un autre traitement appelé MTI (Moving Target Indicator) qui a pour rôle de séparer les objets fixes et les objets mobiles en se basant sur le fait que leurs vitesses radiales sont différentes, et donc qu'ils se distinguent par leur effet Doppler.

(ii) Le détecteur quadratique

Le traitement MTI est appliqué aux deux composantes, en phase et en quadrature de phase, du signal $y(t)$ comme montré dans la Figure 1.3. Le signal vidéo à la sortie du détecteur quadratique est, soit amplifié et appliqué sur l'électrode d'un indicateur cathodique comme c'est le cas dans le radar classique, soit échantillonné en vue des traitements numériques ultérieurs. Ces traitements se décomposent en trois parties essentielles; Le détecteur CFAR, l'extracteur de données et le traitement des données.

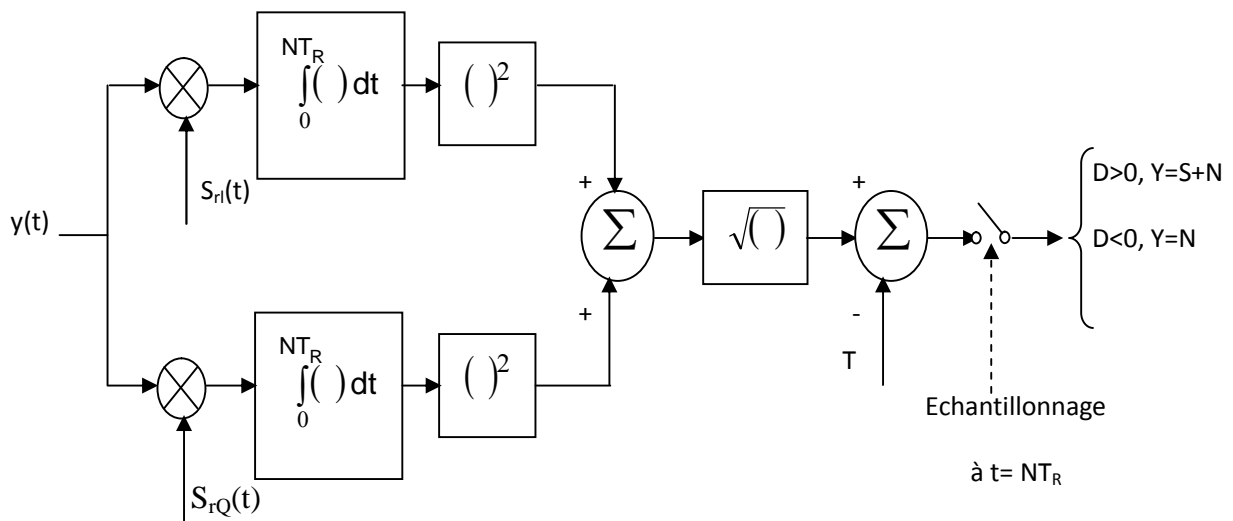


Figure I.3-Récepteur quadratique

(iii) Le détecteur CFAR

L'objectif majeur du radar est la décision de la présence ou l'absence d'une cible d'intérêt noyée dans un clutter. Le détecteur optimal utilisé dans un système radar est celui de Neyman-Pearson, qui est basé sur la maximisation de la P_D pour une P_{FA} donnée. Le problème de la détection optimale a été étudié par Swerling [17], pour des cibles supposées non fluctuantes ou qui fluctuent suivant les modèles de Swerling I, II, III et IV noyées dans un bruit blanc Gaussien. Dans ce cas, la connaissance *a priori* des propriétés statistiques du clutter et de la cible sont nécessaires. En pratique, l'environnement où le radar fonctionne dépend de plusieurs facteurs; ce qui conduit à des signaux variant dans le temps. Le détecteur à seuil fixe ne permet pas de garantir le maintien d'un taux de fausse alarme constant et par conséquent engendre une dégradation des performances de détection. De ce fait, les détecteurs adaptatifs sont utilisés dans le but de maintenir un taux de fausse alarme constant ou CFAR. L'architecture générale d'un détecteur CFAR est représentée dans la Figure 1.4.

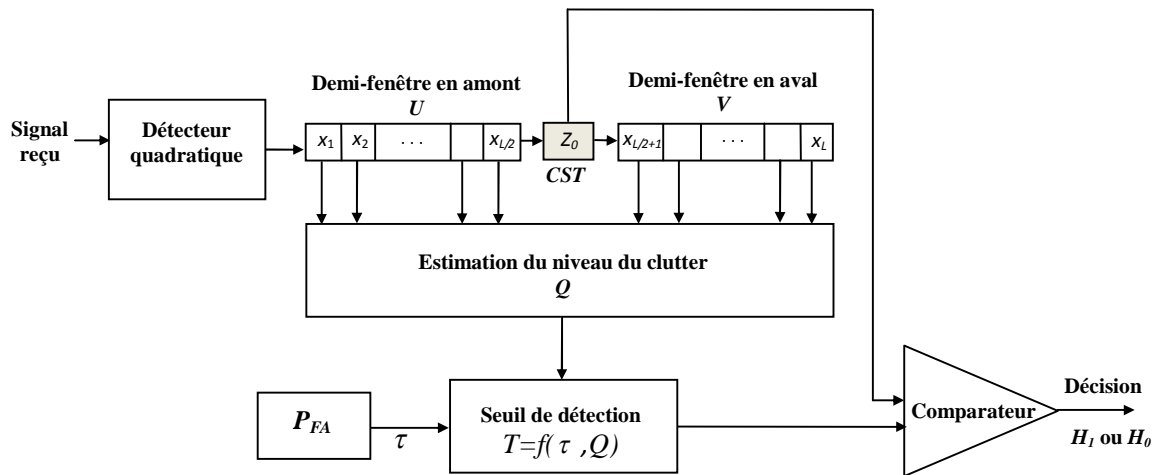


Figure 1.4-Principe de la détection adaptative CFAR

Le signal reçu est échantillonné en distance. Ce dernier est envoyé dans un registre à décalage pour former l'ensemble des cellules de référence. La détection se fait à travers une comparaison du signal contenu dans la cellule sous test (CST) et le seuil adaptatif T obtenu selon le niveau de clutter Q calculé à partir des cellules de référence et un facteur multiplicatif τ permettant de garantir le maintien de la P_{FA} de consigne. [15]

(iv) L'extracteur de données

Il permet d'obtenir les coordonnées (distance, azimuth) des cibles à partir des résultats de la détection. En pratique, des cibles sont déclarées présentes dans plusieurs cellules adjacentes en distance et/ou en angle. Le barycentre de ces détections, appelé plot, est une bonne estimation de la position de la cible.

(v) Le traitement des données

Cette fonction connue sous le vocable "Poursuite des pistes" (Tracking) consiste à traiter les plots générés par l'extracteur de données en vue de déterminer les trajectoires des cibles évoluant dans l'espace de surveillance du radar.

1.5 Théorie de la décision

Une fois l'écho radar est réceptionné, le radar est face à une prise de décision importante de la présence ou l'absence de cibles. Pour cela, nous présentons dans cette section les différents critères de décision qui existent dans la littérature.

La détection est définie comme étant l'opération qui consiste à prendre une décision quant à la présence ou l'absence des cibles. Après la réception du signal écho (cible + clutter), parvient la tâche du traitement de ce signal où le calcul du seuil de détection T est effectué suivant les variations de la puissance du clutter. Une fois le seuil de détection est obtenu, le signal reçu $s(t)$ est comparé avec ce seuil de détection. Si le signal reçu (signal de la cible plus clutter) dépasse ce seuil, la présence de la cible est déclarée. Si ce signal ne dépasse pas le seuil, nous déclarons l'absence de la cible. Ce Principe de fonctionnement est représenté dans la Figure 1.5.

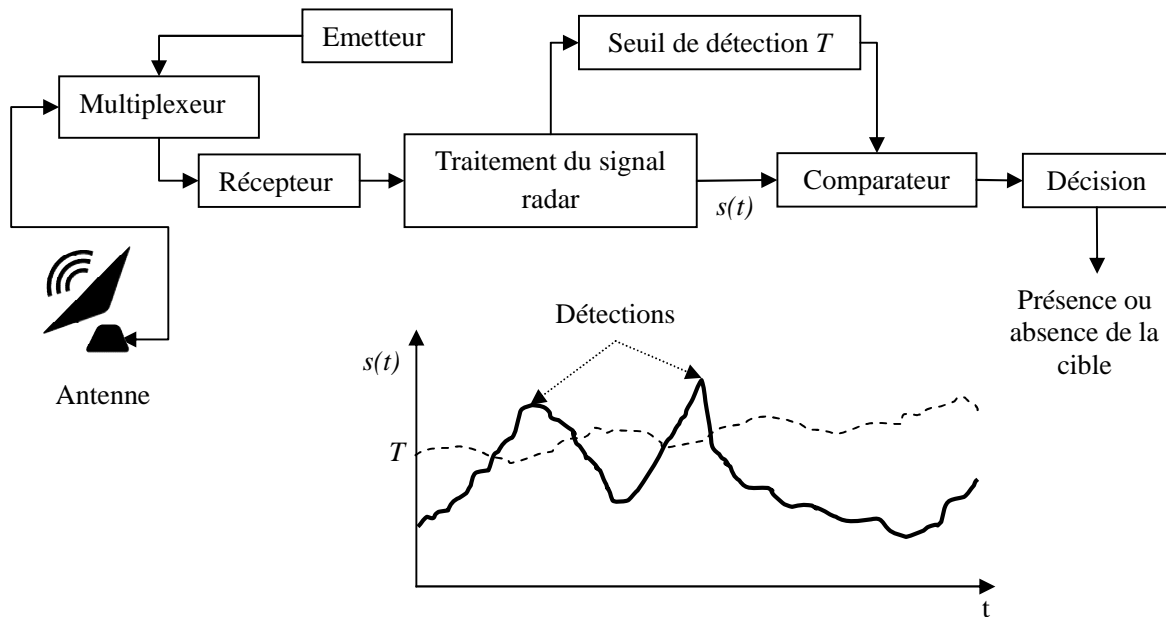


Figure 1.5-Fonctions de bases d'un système de détection radar

A cause de la fluctuation de la cible et de la nature aléatoire du clutter, le problème de la détection est étudié comme étant un processus aléatoire. Les performances du radar sont données par les quatre décisions possibles:

- (i) Cible présente lorsque la cible est réellement présente.
- (ii) Cible absente lorsque la cible est présente.
- (iii) Cible présente lorsque la cible est absente.
- (iv) Cible absente lorsque la cible est absente.

Le premier événement est appelé détection, la probabilité associée à ce dernier est appelée la probabilité de détection P_D . L'événement (ii) est réalisé lorsque (i) n'est pas réalisé et donc sa probabilité est $1 - P_D$, elle est appelée la probabilité de non détection P_M (Probability of Miss).

L'événement (iii) est appelé une fausse alarme, sa probabilité est la probabilité de fausse alarme P_{FA} . La probabilité de l'événement (iv) est $1 - P_{FA}$. Donc il y a deux types de probabilités qui sont utilisés pour l'analyse des performances du radar, P_{FA} et P_D . Dans la Figure 2.4, la valeur du seuil de détection T dépend directement de la nature statistique du clutter et de la P_{FA} désirée (typiquement elle varie entre 10^{-8} et 10^{-3}).

Plusieurs conceptions de systèmes radars supposent que la fonction de densité de probabilité (PDF : Probability Density Function) du clutter est connue et la P_{FA} est fixée à des valeurs faibles. En se basant sur ces deux hypothèses, nous pouvons calculer la valeur du seuil de détection T .

La situation décrite précédemment peut être représentée par une source à deux sorties possibles appelées hypothèses. L'hypothèse nulle H_0 représente 'cible absente' et l'hypothèse alternative H_1 représente 'cible présente'. Chaque hypothèse correspond à une ou plusieurs observations représentées par des variables aléatoires. En se basant sur ces observations, le récepteur prend l'une des quatre décisions (i), (ii), (iii) ou (iv). Supposant que le récepteur prend une décision basée sur une seule observation du signal reçu q . L'ensemble des valeurs possibles q est appelé l'espace d'observation Z . Comme cela est indiqué dans la Figure 1.6, l'espace d'observation est partitionné en deux régions Z_0 et Z_1 de telle façon que si q est dans Z_0 , le récepteur décide en faveur de H_0 , sinon, si q est dans Z_1 , le récepteur décide en faveur de H_1 . Les PDF de q correspondant à chaque hypothèse sont $p_{Q/H_0}(q/H_0)$ et $p_{Q/H_1}(q/H_1)$. Dans la suite, on va présenter quelques critères de décision utiles dans la détection radar.

1.5.1 Critère de Bayes

Dans ce que suit, nous considérerons le problème de test des hypothèses binaires. Pour formuler le critère de Bayes, nous utilisons deux hypothèses. Dans la Première, nous supposons que les probabilités de sorties de la source soient connues. Elles sont appelées les probabilités *a priori* $p(H_0) = p_0$ et $p(H_1) = p_1$. La deuxième hypothèse consiste à attribuer un coût à chaque décision possible. Si nous notons par D_i ; $i=0,1$ les décisions qui correspondent respectivement aux hypothèses H_0 et H_1 alors C_{ij} ; $i, j=0,1$ correspond au coût qui est associé à la décision D_i sachant que l'hypothèse H_j est vraie (décider D_i/H_j est vraie).

Le but du critère de Bayes est de déterminer les régions de décision Z_0 et Z_1 qui minimisent le coût moyen $E[C]$ appelé aussi risque de Bayes.

$$E[C] = C_{00}p(D_0, H_0) + C_{10}p(D_1, H_0) + C_{01}p(D_0, H_1) + C_{11}p(D_1, H_1) \quad (1.1)$$

Les probabilités conjointes $p(D_0, H_0)$ dans (2.1) peuvent être réécrites comme suit:

$$p(D_i, H_j) = p(H_j)p(D_i/H_j) = p(H_j)p(q \in Z_i/H_j) = p(H_j) \int_{Z_i} p_{Q/H_j}(q/H_j) dq \quad (1.2)$$

Il est clair que les deux régions de décision sont complémentaires. Nous pouvons donc écrire

$$\int_{Z_i} p_{Q/H_j}(q/H_j) dq = 1 - \int_{Z_j} p_{Q/H_j}(q/H_j) dq, \quad i \neq j, \quad i, j = 0, 1 \quad (1.3)$$

A partir de (1.3), le coût moyen de Bayes peut être réécrit comme suit:

$$E[C] = C_{11}p_1 + C_{10}p_0 + \int_{Z_0} [p_1(C_{01} - C_{11})p_{Q/H_1}(q/H_1) - p_0(C_{10} - C_{00})p_{Q/H_0}(q/H_0)] dq \quad (1.4)$$

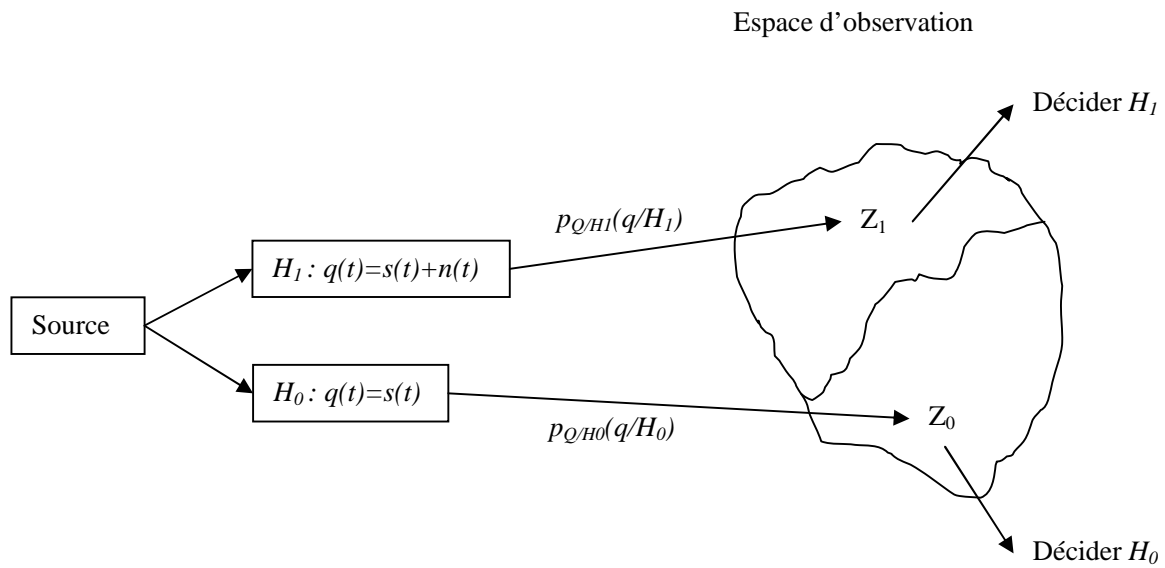


Figure 1.6-Régions de décision

Nous remarquons que les deux premiers termes dans (1.4) ne dépendent pas des régions de décision. Pour minimiser le coût moyen $E[C]$, il faut minimiser l'intégrale. Pour cela, nous devons attribuer à Z_0 tous les points de l'espace des observations pour lesquels l'intégrale est négative. Ce qui est équivalent à la règle de décision suivante:

$$\Lambda(Q) = \frac{p_{Q/H_1}(q/H_1)}{p_{Q/H_0}(q/H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \frac{p_0(C_{10} - C_{00})}{p_1(C_{01} - C_{11})} = T \quad (1.5)$$

Où $\Lambda(Q)$ est le rapport de vraisemblance.

1.5.2 Critère minimax

Le test du minimax vient résoudre le problème de la connaissance des probabilités *a priori* rencontré précédemment. Pour obtenir ce test, on commence par analyser l'influence du choix du seuil sur le risque de Bayes. Admettons qu'une certaine valeur du seuil de décision η soit fixée. Une fois que le seuil est fixé, la performance du test est obtenue en comparant le rapport de vraisemblance avec ce seuil. La règle de décision résultante du critère de minimax est la suivante:

$$\Lambda(Q) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \frac{(1-p_1)(C_{10} - C_{00})}{p_1(C_{01} - C_{11})} = \eta \quad (1.6)$$

Pour parvenir à ce test, nous devons donc choisir un seuil menant aux valeurs de P_M et P_{FA} vérifiant l'égalité suivante:

$$C_{11} - C_{00} + (C_{01} - C_{11})P_M - (C_{10} - C_{00})P_{FA} = 0 \quad (1.7)$$

1.5.3 Critère Neyman-Pearson

Dans la section précédente, nous avons vu que le critère de Bayes exige la connaissance des probabilités *a priori* p_i , $i=0,1$ ainsi que les coûts de décision. Dans plusieurs applications telle que la détection radar, il est très difficile d'assigner des coûts réalistes et des probabilités *a priori*. Dans ce cas, nous utilisons la P_{FA} et la P_D . Le test de Neyman-Pearson maximise la P_D tout en maintenant la valeur de la P_{FA} égale à une valeur α_0 . La règle de décision est donnée par :

$$\Lambda(Q) = \frac{p_{Q/H_1}(q/H_1)}{p_{Q/H_0}(q/H_0)} > \lambda \quad (1.8)$$

λ est le multiplicateur de Lagrange. [18]

1.6 L'équation du radar

La relation fondamentale entre les caractéristiques de puissance rayonnée, la cible et le récepteur (propagation de l'onde) est donnée par l'équation du radar. Elle peut-être la description la plus utile des facteurs qui influent sur les performances du radar et donne la portée en fonction de ces caractéristiques et qui prend en compte la rétrodiffusion bidirectionnelle [19] [20],

Considérons un radar équipé d'une antenne omnidirectionnelle qui présente un gain G et qui rayonne l'énergie selon une surface sphérique de rayon égal à la distance émetteur-cible R .

La densité de puissance P_1 dans la direction du gain maximum est donnée par [21]:

$$P_1 = \frac{P}{4\pi R^2} \cdot G \quad (1.9)$$

Où, P est la puissance émise.

Si A_S représente la surface effective de la rétrodiffusion et η sa puissance de gain de réflectivité, alors : $\sigma = A_S \cdot \eta$ représentant la surface équivalente radar (SER) ou surface réfléchissante effective et on a alors $P_2 = P_1 \cdot \sigma$ qui représente la puissance de rétrodiffusion de la cible dans la direction du récepteur.

Avec R_R représentant la distance cible-récepteur, la puissance par angle unitaire fourni dans la direction du récepteur est donnée par la relation:

$$P_3 = \frac{P_2}{4\pi R_R^2} \quad (1.10)$$

Considérant les facteurs propagation de l'émetteur - cible et la cible - récepteur F_T et F_R , la formule se réduit à $P_4 = P_3 \cdot F_T^2 \cdot F_R^2$.

Si A_R représente la zone d'ouverture du récepteur, on obtient $P_R = P_4 \cdot A_R$ la puissance reçue qui représente la quantité de densité de puissance captée par l'antenne.

1.7 Classification des systèmes radars

Dans la littérature radar, nous rencontrons diverses classifications utilisant des notions qui sont parfois définies différemment. En pratique, il existe différents types de radars classés de différentes façons. Dans ce qui suit, nous présentons deux classifications liées au nombre d'antennes et à leur positionnement.

Le nombre et le positionnement d'antennes utilisées dans un système radar permet de le classer selon une certaine terminologie. Suivant le positionnement des antennes Figure 1.7, nous distinguons deux types de radars. Les radars monostatiques dans lesquels les antennes d'émission et de réception sont placées au même endroit et ceux dits radars bistatiques, dans lesquels les antennes d'émission et de réception sont placées à des endroits géographiquement espacés. En fonction du nombre d'antennes Figure 1.8, nous distinguons les radars SISO (Single Input Single Output) possédant une seule antenne en émission et en réception, les radars SIMO (Single Input Multiple Output) possédant une seule antenne en émission et plusieurs antennes en réception, les radars MISO (Multiple Input Single Output) possédant plusieurs antennes en émission et une seule en réception et finalement les radars MIMO (Multiple Input Multiple Output) possédant plusieurs antennes en émission et en réception.

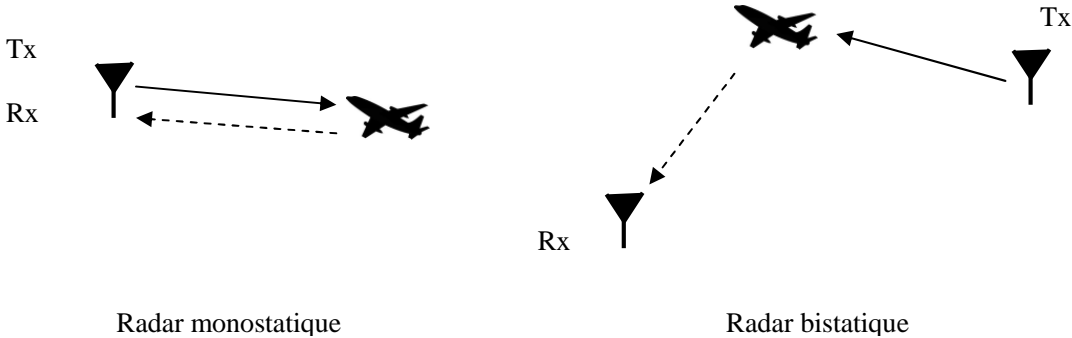


Figure 1.7-Radars SISO monostatique et bistatique

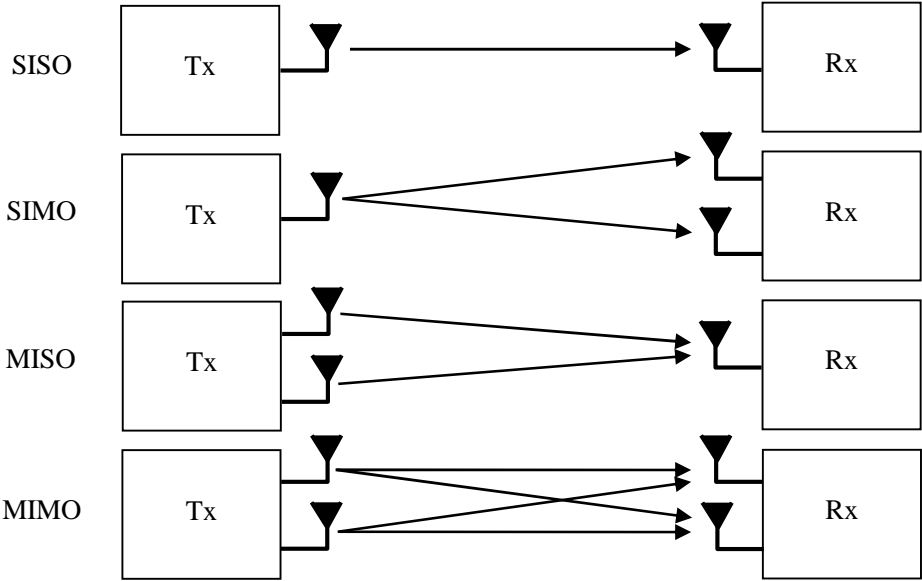


Figure 1.8-Types de radars en fonction du nombre d’antennes

1.8 Modélisation des cibles

Durant plusieurs années, un nombre de travaux ont été orientés vers le domaine de prévision de la surface équivalente du radar RCS (Radar Cross Section). La surface équivalente du radar d’une cible sert à quantifier le pouvoir réflecteur de celle-ci en réponse à un signal radar. Ceci a mené à un grand nombre de modèles statistiques et de techniques analytiques pour sa détermination. En effet, le RCS joue un rôle principal dans les performances du système de détection, car plus le modèle statistique de la cible est déterminé de façon convenable, plus la prévision du comportement du radar devient plus fiable. Marcum [20] a donné une expression analytique de la P_D pour une cible de RCS constant. Cependant, la dispersion de l’énergie électromagnétique d’une cible est un phénomène plutôt compliqué, dont la caractérisation dépend de beaucoup de facteurs; par exemple la géométrie, la taille, l’aspect de visionnement de la cible. D’ailleurs, toutes ces caractéristiques sont souvent inconnues et changent dans le temps. Donc, il est plus raisonnable de modéliser le RCS de la cible comme une variable aléatoire.

Swerling [17] a présenté les premiers modèles de fluctuation d’une cible. En exploitant une fonction de densité de probabilité de Rayleigh pour modéliser la fluctuation de l’amplitude, il a pu obtenir des expressions exactes pour deux situations; la fluctuation rapide et la fluctuation lente d’une cible dans les échos radar. [22, 23] ont étendu les modèles précédents à travers l’utilisation de la loi Gamma, afin de proposer un modèle statistique valable pour des cibles non stationnaires. D’autres modèles basés sur la loi Gamma ont également été présenté pour expliquer des fluctuations de cibles plus complexes, tel que le modèle Gamma non central NCG (Non Central Gamma) [22]. Récemment dans [23], Guolong *et al* ont introduit le modèle de Weibull pour décrire les fluctuations de la cible. Ce domaine reste toujours ouvert pour investiguer d’autres modèles statistiques de la cible. Dans ce qui suit, nous présentons les deux modèles de Swerling et de Weibull.

1.8.1 Modèles de Swerling

Il y a pratiquement quatre modèles de Swerling qui décrivent les fluctuations de la cible.

Ce modèle exploite la PDF de Rayleigh. En fait, les quatre modèles de la cible découlent de la formule générale suivante [28]:

$$p_k(S) = \frac{1}{\Gamma(k)} \frac{k}{m_s} \left(\frac{kS}{m_s} \right)^{k-1} \exp\left(-\frac{kS}{m_s} \right) , S \geq 0 \quad (1.11)$$

Où m_s est la puissance moyenne du signal reçu S .

Le modèle de Swerling détermine la nature des fluctuations de la cible. En réalité, il y a deux types de cibles. Une cible rapidement fluctuante (pulse-to-pulse) et une cible lentement fluctuante (scan-to-scan). Il en découle quatre cas possibles:

Swerling I: Dans ce cas, la cible est lentement fluctuante (scan-to-scan), la PDF du signal cible suit une loi Exponentielle (le détecteur quadratique est utilisé) donnée comme suit ($k=1$):

$$p(S) = \frac{1}{m_s} \exp\left(-\frac{S}{m_s}\right), \quad S \geq 0 \quad (1.12)$$

Swerling II: Dans ce cas, la cible est rapidement fluctuante (pulse-to-pulse), la PDF du signal cible est la même du cas de Swerling I (1.12). Ces deux types de modélisation peuvent caractérisés les statistiques des avions et des navires.

Swerling III: Pour ce cas, la cible est lentement fluctuante (scan-to-scan) mais la PDF du signal cible suit une loi non Exponentielle donnée par ($k=2$):

$$p(S) = \frac{4S}{m_s^2} \exp\left(-\frac{2S}{m_s}\right), \quad S \geq 0 \quad (1.13)$$

Swerling IV: Dans ce cas, la cible est rapidement fluctuante (pulse-to-pulse) et la PDF du signal cible est la même que le troisième modèle de Swerling (1.13). Ces deux derniers types de modélisation peuvent caractérisés à titre d'exemple les statistiques des missiles.

1.8.2 Modèle de Weibull

Récemment, Dans le cas de la détection radar non cohérente, Guolong *et al* [23] ont discuté le cas de la présence de plusieurs cibles indépendantes mais non identiquement distribuées. Ils ont proposé l'utilisation du modèle Weibull pour décrire les fluctuations des cibles. La PDF de l'amplitude A_n de la cible est donnée par:

$$f_{A_n}(x) = \frac{a_n}{w_n} x^{a_n-1} \exp\left(-\frac{x^{a_n}}{w_n}\right) U(x), \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1.14)$$

Où $U(\cdot)$ est la fonction unitaire, $a_n > 0$ et $w_n > 0$ représentent, respectivement, les paramètres de forme et d'échelle de la distribution Weibull.

La PDF de la somme des variables aléatoires indépendantes de distribution Weibull est obtenue en termes d'une somme infinie de PDFs Gamma.

Dans ce cas, le rapport SNR (signal sur bruit) est donné comme suit:

$$SNR = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} E[A_n^2]}{2\sigma^2} \quad (1.15)$$

Où $2\sigma^2$ est la puissance du bruit.

1.9 Modélisation du clutter de mer

En général, dans les systèmes radar le clutter est constitué des échos indésirables réfléchis par l'environnement. Ces échos peuvent perturber les opérations du radar et rendre la détection de la cible d'intérêt très difficile. Dans le chapitre suivant on va discuter ce point en détail.

1.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le principe de fonctionnement d'un radar ainsi que les différents étages de traitement du signal radar. et puis nous avons présenté un bref rappel sur la théorie de la décision. Les critères de décision classiques sont également exposés. Concernant la modélisation des cibles et du clutter, nous avons présenté les modèles statistiques des cibles selon les quatre types de Swerling. Dans le chapitre qui se suit, on va considérer la modélisation statistique de clutter.

Chapitre 02

*Modélisation de clutter mer
utilisant le modèle Gaussien
composé avec une texture
Log-normal CG-LNT*

2.1 Introduction

La modélisation du clutter non Gaussien est un problème fondamental dans la détection radar, car durant plusieurs années, les radars utilisés étant de faible résolution, les échos indésirables émanant du clutter étaient considérés comme ayant une distribution Gaussienne. Néanmoins cette approche a montré ces limites pour les radars à haute résolution opérant dans des environnements maritimes avec des angles d'incidence (grazing angle) très faibles. Récemment, les distributions K , Pareto, CIG (compound inverse Gaussian) ont été retenues comme des alternatives aux modèles les plus complexes pour les radars maritimes à haute résolution. L'avantage est que ces modèles sont beaucoup plus simples et ne nécessitent que deux paramètres à estimer. En plus, son efficacité est comparable à celle des autres modèles modernes de clutter. Dans ce mémoire on va analyser les performances du modèle composé CG-LNT (compound Gaussian- Log-Normal texture) dans le cas de présence du bruit thermique. Donc ce chapitre sera consacré pour présenter les modèles du clutter les plus utilisés dans la littérature radar ainsi que le modèle CG-LNT-plus-bruit.

2.2 Modélisation du clutter de mer

Dans les systèmes radar le clutter est constitué des échos indésirables réfléchis par l'environnement. Ces échos peuvent perturber les opérations du radar et rendre la détection de la cible d'intérêt très difficile. Le clutter peut être classé en deux catégories principales; à savoir le clutter de volume et le clutter de surface.

Clutter de volume

L'origine du clutter de volume est liée aux phénomènes atmosphériques. Ce type de clutter peut être produit par la pluie, la paille, les oiseaux, les insectes, etc.

Clutter de surface

Le clutter de surface est généralement produit par les surfaces de la terre et de la mer. Le clutter de terre est plus difficile à modéliser car il dépend des propriétés diélectriques de la terre. De plus il comprend les arbres, les végétations, le relief du terrain, les structures artificielles, etc.

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés particulièrement au clutter de mer. Le clutter de mer est l'ensemble des échos radar réfléchis par la surface de la mer. La modélisation de ces échos forme une étape primordiale dans la conception de détecteurs radar robustes travaillant dans ce type de clutter. Durant plusieurs années, un certain nombre d'études ont été faites sur la modélisation du clutter de la mer. Trunk *et al* [24] ont montré que les mesures statistiques du clutter de la mer possèdent des propriétés non-Gaussiennes. Par conséquent, Ils ont proposé l'utilisation de la distribution Log-normal pour décrire les variations statistiques du clutter de la mer. Dans la même

optique, Jakeman et Pusey [25] ont utilisé les distributions Log-normal et K pour modéliser le clutter de mer. Plus tard, la distribution K a été exploitée par Baker [26] et Watts [27]. Les travaux de Watts ont eu trait à la modélisation du clutter de la mer par le modèle composé de la distribution K puis le modèle K -plus-bruit avec la prise en compte du bruit thermique. D'autre part, Farina *et al* [28] ont aussi utilisé la distribution Log-normal. Dans [29], la distribution Weibull a été introduite dans la modélisation du clutter de la mer. Ce modèle a été exploité non seulement pour le clutter de la mer, mais aussi pour d'autres types de clutter tels que le clutter de sol, le clutter de la mer gelée (sea ice) et le clutter atmosphérique. D'autres études ont été réalisées sur la modélisation du clutter de la mer exploitant des données réelles pour la distribution Log-normal, la distribution K et la distribution Weibull. Récemment, Mezache *et al* [30] ont proposé la distribution CIG (Compound Inverse Gaussian) dans le cas où le bruit thermique est inclus. Les performances de ce modèle sont validées également en utilisant des données réelles. Chalabi et Mezache [31] ont proposé le modèle CBP (Compound Beta Prime). Ce modèle est caractérisé par une texture Béta-Prime distribuée. Weinberg [32] a utilisé la distribution Pareto pour décrire les statistiques du clutter de la mer. En présence du bruit thermique, la distribution Pareto-plus-bruit a également été proposée pour modéliser ce type de clutter [33, 34]. La modélisation reste toujours un axe de recherche ouvert, car les modèles proposés jusqu'à ce jour donnent des performances de qualité variable.

L'évolution dynamique de la mer peut être caractérisée par deux paramètres ; son état et la direction des vagues. L'état de la mer prend en compte l'amplitude et la distance entre les vagues. Deux types de vagues apparaissent à la surface de la mer; les vagues de capillarité et les celles de gravité [35]. Les premières, de faible taille et nombreuses, représentent l'effet du vent et elles sont superposées aux deuxièmes qui sont plus larges. Le speckle est la conséquence des premières (capillarité). La texture est la conséquence des vagues de gravité. L'état de la mer est défini par ce dernier type de vague et le mécanisme de réflexion du signal radar à la surface de la mer est illustré dans la Figure 2.1 [36].

Dans la suite, nous présentons les modèles les plus utilisés dans la littérature radar par modélisation du clutter de mer non-Gaussien de haute résolution.

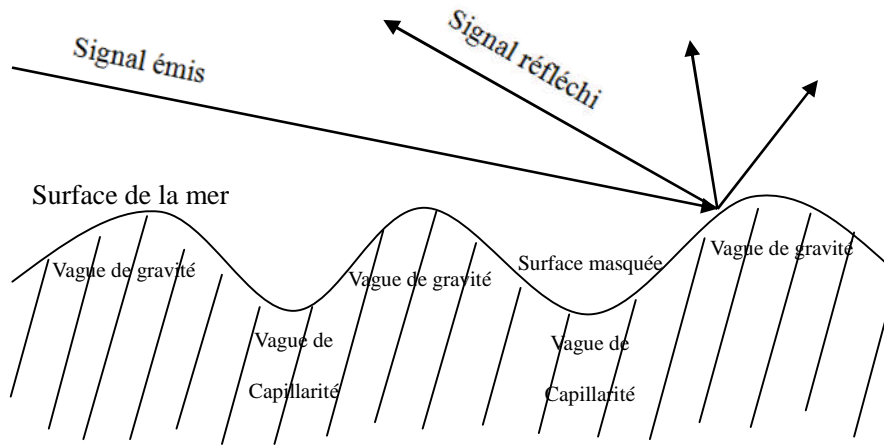


Figure 2.1-Mécanismes d'interaction du signal radar (surface de la mer)

2.3 Modèles statistiques de clutter en absence de bruit thermique

2.3.1 Distribution Weibull

La distribution Weibull a été utilisée pour modéliser le clutter de mer de haute résolution [36, 37]. Cette distribution biparamétrique a une expression de la PDF donnée par:

$$p_X(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right), \quad x \geq 0 \quad (2.1)$$

Où b et c représentent les paramètres de forme et d'échelle, respectivement.

L'expression des moments d'ordre n de la distribution Weibull est donnée par :

$$\langle x^n \rangle = b^n \Gamma\left(\frac{n}{c} + 1\right) \quad (2.2)$$

2.3.2 Distribution K -composée

La distribution K -composée a été beaucoup utilisée par les radaristes pour décrire les variations du clutter de la mer. Les résultats de plusieurs expériences prouvent évidemment que cette distribution donne une description correcte du clutter de la mer [38, 39, 40, 41]. La distribution K -composée est définie par deux composantes; la première est connue sous le nom de texture. Elle représente le niveau

$$p(x) = \int_0^{\infty} p(x/y)p(y)dy \quad (2.3)$$

Où $p(y)$ est la PDF de la texture et $p(x/y)$ est la PDF du speckle.

Dans le cas d'un détecteur d'enveloppe, les PDF de la texture et du speckle sont, respectivement données par:

$$p(y) = \frac{2b^{2\nu}y^{2\nu-1}}{\Gamma(\nu)} \exp(-b^2y^2) \quad (2.4)$$

$$p(x/y) = \frac{\pi x}{2y^2} \exp\left(-\frac{\pi x^2}{4y^2}\right) \quad (2.5)$$

En remplaçant (2.4) et (2.5) dans (2.3) et après quelques simplifications mathématiques, nous obtenons la PDF totale de la distribution K -composée sans bruit sous la forme suivante:

$$p_X(x) = \frac{4c}{\Gamma(\nu)} (cx)^\nu K_{\nu-1}(2cx) \quad (2.6)$$

Où ν est le paramètre de forme, $c = b\sqrt{\pi/4}$ le paramètre d'échelle, $K_{\nu-1}(\cdot)$ la fonction de Bessel modifié de deuxième espèce d'ordre $\nu - 1$.

Les statistiques de la distribution K -composée sont complètement définies par le paramètre de forme ν et le paramètre d'échelle c . Le paramètre de forme ν décrit l'état de la mer. Les valeurs possibles de ce paramètre appartiennent à l'intervalle $[0.1, \infty [$, si ν tend vers 0.1, le clutter est très pointu (very spiky) ce qui produit une longue queue de la distribution. Cela s'explique par la présence d'un nombre élevé d'échos de forte intensité. Si ν tend vers l'infini, la distribution K -composée devient simplement une distribution Rayleigh; i.e., Gaussienne. Dans ce cas, le clutter est composé du bruit thermique uniquement. Le paramètre d'échelle c est une constante positive, qui est à l'origine des variations du niveau moyen des échos du clutter de la mer.

L'expression des moments d'ordre n de la distribution K est donnée par :

$$\langle x^n \rangle = \left(\frac{4}{\pi b^2} \right)^n \frac{\Gamma(n+1)\Gamma(\nu+n)}{\Gamma(\nu)} \quad (2.7)$$

2.3.3 Distribution Pareto-composée

La distribution de Pareto-composée a été récemment utilisée dans la modélisation du clutter de mer [32, 33, 34]. Ce modèle est analytiquement plus simple que la distribution K -composée, et par conséquent, plus facile à manipuler.

La distribution Pareto-composée est caractérisée par deux paramètres. Le paramètre de forme α et le paramètre d'échelle β . La PDF est obtenue d'une manière similaire que celle de la distribution K -composée, sauf que dans ce cas la texture suit une loi Gamma-inverse, donnée par:

$$p_Y(y) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} y^{-\alpha-1} \exp\left(-\frac{\beta}{y}\right) \quad (2.8)$$

En remplaçant (2.8) et (2.5) dans (2.3), la PDF Pareto-composée sans bruit prend une forme compacte suivante:

$$p_X(x) = \frac{\alpha\beta^\alpha}{(x+\beta)^{\alpha+1}} \quad (2.9)$$

Les moments d'ordre n associés à la distribution Pareto-composée sont donnés par:

$$\langle x^n \rangle = \frac{\beta^n \Gamma(r+1)\Gamma(\alpha-n)}{\Gamma(\alpha)} \quad (2.10)$$

2.3.4 Distribution CIG

La distribution CIG (Compound Inverse Gaussian) a été introduite dans les dernières années pour modéliser le clutter de mer haute résolution [30, 41]. Les résultats expérimentaux obtenus montrent que ce modèle offre de bonnes performances de modélisation des données réelles du radar IPIX. La distribution CIG est aussi caractérisée par deux composantes; speckle et texture. La PDF de la distribution CIG est obtenue d'une manière similaire que celle de la distribution K -composée et Pareto-composée. Dans ce cas, la texture suit une loi Gaussienne-inverse (IG: Inverse- Gaussian)

donnée par [30, 41]:

$$p(y) = \frac{\lambda^{1/2}}{\sqrt{2\pi} y^{3/2}} \exp\left(-\lambda \frac{(y - \mu)^2}{2\mu^2 y}\right) \quad (2.11)$$

Où λ est le paramètre de forme et μ la moyenne. Les valeurs du paramètre de forme λ sont définies dans l'intervalle $[0.1, \infty [$, pour une mer agité $\lambda \in [0.1, 1]$ et pour $\lambda \rightarrow \infty$, la distribution CIG tend vers la distribution Exponentielle. En remplaçant (2.12) et (2.5) dans (2.3), nous obtenons la PDF de la distribution CIG comme suit:

$$p(x) = \sqrt{\frac{\lambda\pi}{2}} \frac{x}{2} \int_0^{+\infty} y^{-7/2} \exp\left(-\frac{\pi x^2}{4y^2} - \lambda \frac{(y - \mu)^2}{2\mu^2 y}\right) dy \quad (2.12)$$

L'expression des moments d'ordre n de la distribution CIG est donnée comme suit:

$$\langle x^n \rangle = \Gamma(n+1) \sqrt{\frac{2\lambda}{\pi\mu}} \mu^n e^{\lambda/\mu} K_{n-1/2}\left(\frac{\lambda}{\mu}\right) \quad (2.13)$$

2.3.5 Distribution CG-LNT

La distribution CG-LNT (Compound Gaussian with Log-Normal Texture) a été introduite pour modéliser le clutter de mer haute résolution par [4]. La distribution CG-LNT est aussi caractérisée par deux composantes; speckle et texture. La PDF de la distribution CG-LNT est obtenue d'une manière similaire que celle de la distribution K -composée. Dans ce cas, la texture suit une loi Log-Normale donnée par [4]:

$$p(y) = \frac{1}{y\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{[\log(y/\delta)]^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.14)$$

Où σ est le paramètre de forme qui représente la moyenne et δ le paramètre d'échelle qui représente l'écart type. En remplaçant (2.14) et (2.5) dans (2.3), nous obtenons la PDF de la distribution CG-LNT comme suit:

$$p(x) = \frac{z}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_0^{+\infty} \frac{2}{y^2} \exp\left(-\frac{[\ln(y/\delta)]^2}{2\sigma^2} - \frac{x^2}{y}\right) dy \quad (2.15)$$

L'expression des moments d'ordre n de la distribution CG-LNT est donnée comme suit:

$$\langle z^n \rangle = \delta^{n/2} \Gamma(1 + n/2) \exp\left(\frac{1}{2} \left(\frac{n\sigma}{2}\right)^2\right) \quad (2.16)$$

2.4 Modèles statistiques de clutter en présence de bruit thermique

2.4.1 Distribution K-plus-bruit

Dans le cas de la présence du bruit thermique additif, la composante speckle (2.5) de la distribution K -composée est modifiée par une augmentation de sa puissance moyenne. Par conséquent, la nouvelle distribution de la composante speckle de la distribution K -plus-bruit devient [1]:

$$p(x/y) = \frac{2x}{p_n + 4y^2/\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{p_n + 4y^2/\pi}\right) \quad (2.17)$$

Où p_n désigne la puissance du bruit thermique.

En substituant (2.17) et (2.5) dans (2.3), la PDF totale du clutter K -plus-bruit devient:

$$p(x) = \int_0^\infty \frac{2x}{p_n + 4y^2/\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{p_n + 4y^2/\pi}\right) \frac{2b^{2\nu} y^{2\nu-1}}{\Gamma(\nu)} \exp(-b^2 y^2) dy \quad (2.18)$$

La CDF de la distribution K -plus-bruit est donnée par:

$$p(x > t) = \int_0^\infty \exp\left(-\frac{t^2}{p_n + 4y^2/\pi}\right) \frac{2b^{2\nu} y^{2\nu-1}}{\Gamma(\nu)} \exp(-b^2 y^2) dy \quad (2.19)$$

Où t est un seuil normalisé.

2.4.2 Distribution de Pareto-plus-bruit

En présence du bruit thermique, la PDF de la composante speckle de la distribution Pareto-plus-bruit suit est donnée par:

$$p(x) = \int_0^\infty \frac{2x}{p_n + 4y^2/\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{p_n + 4y^2/\pi}\right) \frac{\mu^\lambda y^{-\lambda-1}}{\Gamma(\lambda)} \exp\left(-\frac{\mu}{y}\right) dy \quad (2.20)$$

La CDF de la distribution Pareto-plus-bruit est:

$$p(x > t) = \int_0^{\infty} \exp\left(-\frac{t^2}{p_n + 4y^2/\pi}\right) \frac{\mu^\lambda y^{-\lambda-1}}{\Gamma(\lambda)} \exp\left(-\frac{\mu}{y}\right) dy \quad (2.21)$$

2.4.3 Distribution CG-LNT-plus-bruit

Dans le cas, où le bruit thermique additif est présent, la composante speckle de la distribution CG-LNT est modifiée par une augmentation de sa puissance moyenne de la même manière que la distribution K-plus-bruit. Par conséquent, la PDF de la distribution CG-LNT-plus-bruit est:

$$p(x) = \int_0^{\infty} \frac{2x}{p_n + 4y^2/\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{p_n + 4y^2/\pi}\right) \frac{1}{y\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{[\log(y/\delta)]^2}{2\sigma^2}\right) dy \quad (2.22)$$

La CDF de la distribution Pareto-plus-bruit est:

$$p(x > t) = \int_0^{\infty} \exp\left(-\frac{t^2}{p_n + 4y^2/\pi}\right) \frac{1}{y\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{[\log(y/\delta)]^2}{2\sigma^2}\right) dy \quad (2.23)$$

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les modèles statistiques de clutter de mer les plus fréquents dans la littérature radar. La théorie de la détection radar s'appuie sur la modélisation statistique du clutter pour développer les stratégies de détection. Lorsque le modèle statistique ne décrit pas le clutter, les performances de détection obtenues sont dégradées.

Chapitre 03

Résultats et discussion

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, on va effectuer une analyse des performances de modélisation du clutter de mer non Gaussien de haute résolution dans les deux cas de présence et absence du bruit thermique. Les trois modèles considérés CG-LNT, K et Pareto. Les données réelles exploitées dans cette étude sont collectées par le radar IPIX. En absence du bruit, les performances des trois modèles sont comparés en traçons les PDFs et les CCDFs théoriques suivant les trois modèles et réelles obtenus directement des données réelles, les paramètres seront estimés par la méthode $[z \log(z)]$. Pour le cas de présence du bruit, de même on va comparer les performances des différents modèles CG-LNT-plus-bruit, K-plus-bruit et Pareto-plus-bruit, cette fois les paramètres seront estimés par la méthode d'ajustement des courbe en utilisant l'algorithme de Nelder – Mead. La base de données d'IPIX est toujours exploitée. Généralement, il existe des critères quantitatifs et d'autres qualitatifs pour évaluer les performances, dans cette étude on a exploitée le critère qualitatif graphique, l'avantage est de mettre en évidence les zones de forte déviation par rapport au modèle évalué et donc d'orienter pour la recherche d'un meilleur modèle. En outre, il existe plusieurs critères (tests) qualitatifs d'inspirations diverses et nous utiliserons en particulier l'erreur quadratique moyenne MSE (Mean Square Error) qui est très répandus.

3.2 Estimation des paramètres

Les paramètres des différents modèles considérés dans ce travail sont estimés à travers les échantillons du clutter réel du radar IPIX.

3.3 Méthodes d'estimation en l'absence du bruit

Dans le cas d'absence du bruit, la méthode $[z \log(z)]$ sera utilisée pour estimer les paramètres des modèles CG-LNT, K et Pareto.

3.3.1 CG-LNT

L'estimateur $[z \log(z)]$ est développé dans [42] comme :

$$\hat{\sigma} = 2 \sqrt{\frac{\langle z \ln z \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \ln z \rangle - 1 + \ln 2} \quad (3.1)$$

Où y est la constante d'Euler, $\langle \ln z \rangle = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \ln z_i$ et $\langle z \ln z \rangle = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M z_i \ln z_i$.

3.3.2 K-composée

Comme nous l'avons mentionné précédemment, la distribution K-composée sans bruit est

caractérisée par les paramètres de forme v et d'échelle b . l'estimateur $[z \log(z)]$ est développé dans [43].

$$\hat{v} = \left[\left(\frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle \right) - \frac{1}{N} \right]^{-1} \quad (3.2)$$

3.3.3 Pareto-composée

La distribution Pareto-composée sans bruit est caractérisée par deux paramètres, le paramètre De forme α et le paramètre d'échelle β , l'estimateur $[z \log(z)]$ a été développé par [44]. L'expression de l'estimateur $[z \log(z)]$ est donnée par:

$$\frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle = \frac{1}{N} + \frac{1}{\alpha-1} \quad (3.3)$$

3.4 Méthodes d'estimation en présence du bruit

Dans le cas de présence du bruit, on va estimer les paramètres par la méthode d'ajustement des courbes basée sur l'algorithme de Nelder-Mead, L'algorithme de Nelder – Mead est une méthode numérique couramment appliquée pour trouver le minimum ou le maximum d'une fonction objectif dans un espace multidimensionnel. Il s'agit d'une méthode de recherche directe (basée sur la comparaison de fonctions) et est souvent appliquée à des problèmes d'optimisation non linéaires pour lesquels les dérivées peuvent ne pas être connues. Cependant, la technique Nelder – Mead est une méthode de recherche heuristique qui peut converger vers des points non stationnaires sur des problèmes qui peuvent être résolus par des méthodes alternatives. Cette procédure d'estimation simultanée des trois paramètres est appliquée en temps réel et exécutée suivant l'organigramme ci-dessous Figure 3.1.

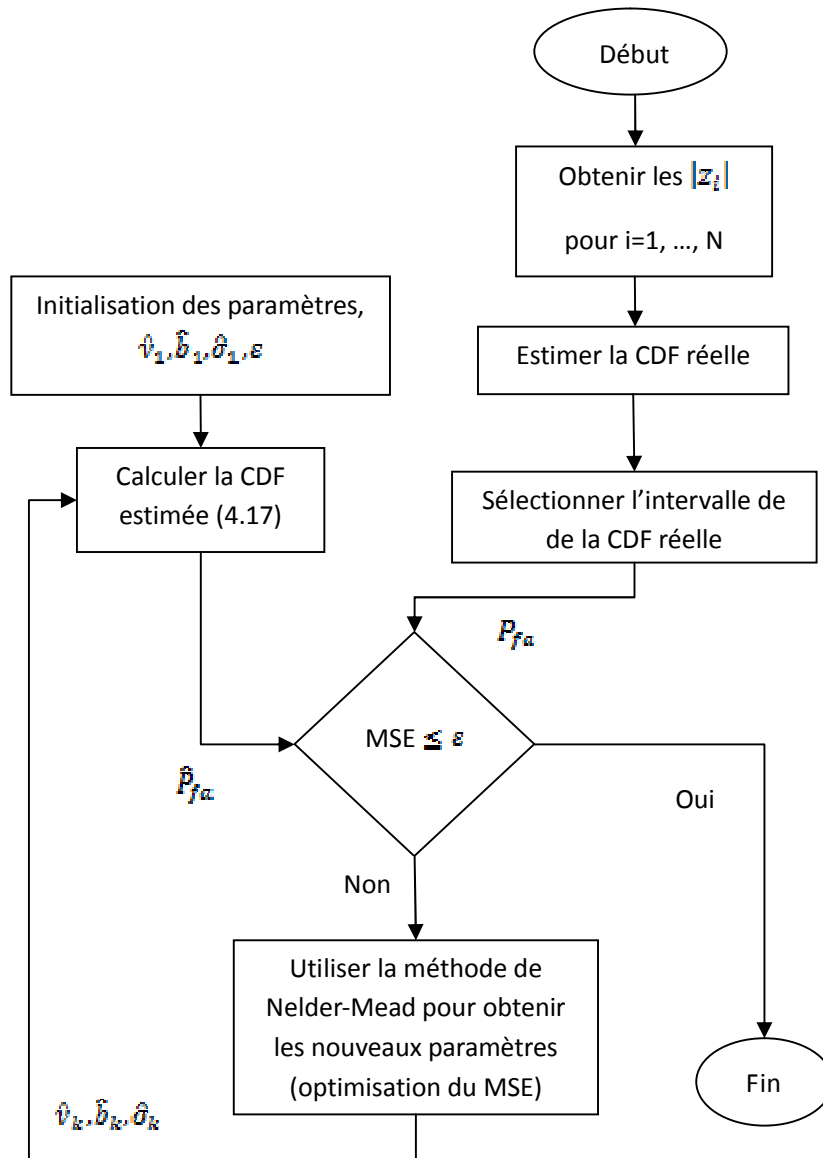


Figure 3.1-Organigramme d’estimation des paramètres en présence du bruit thermique utilisant la méthode d’ajustement des courbes.

3.5 Le critère MSE

Le critère quantitatif adopté (i.e., la MSE) est réalisés en découpant les données en intervalles pour obtenir des classes comme on le ferait pour un histogramme. Ainsi, pour n classes, la MSE est définie comme suit

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(CCDF_X(x_i, \hat{\theta}) - \tilde{C}CDF_X(x_i) \right)^2 \tag{3.4}$$

Où $CCDF_X(x_i, \hat{\theta})$ est la CCDF théorique, $\hat{\theta}$ est le vecteur de paramètres estimés et $\hat{CCDF}_X(x_i)$ est la CCDF mesurée à partir des données réelles, évaluée à n classes.

3.6 Données réelles utilisées (la base de données IPIX)

Les données représentent le signal écho (clutter) de mer, enregistré par (McMaster University, Canada, IPIX radar). Le radar IPIX est un radar expérimental de recherche à fort pouvoir de résolution et fonctionnant à quatre modes de polarisations (HH, HV, VH et VV), situé à l'Est de "la place polonaise", Grimsby, Ontario, Canada. Il a été à l'origine développé en 1984 pour la détection des icebergs. Après les avancements réalisés entre 1993 et 1998, les données de haute résolution collectées par le radar IPIX sont devenues un benchmark pour examiner les algorithmes intelligents de détection. Par conséquent, la signification de l'acronyme a été changée à "Intelligent Pixel processing X-band" Radar [45].

Le radar IPIX émet en bande de fréquence X (8–12 GHz) et fonctionne avec une fréquence de répétition d'impulsion de 1 KHz. La largeur du faisceau d'antenne est de 0.9°, le nombre de cases distance (ou de cellule de résolution) est 34 et le nombre d'impulsions par case distance est 60 000 en plus la base de données IPIX se compose de plusieurs fichiers de différentes résolutions en distance (3m, 15m et 30m) dont quelques uns ont été utilisés pour effectuer cette analyse expérimentale. Le radar IPIX a été positionné à une hauteur de 20m au-dessus du niveau du lac d'Ontario et éclaire la zone avec un angle d'incidence faible. Cependant, les échantillons sont pris dont les caractéristiques du radar étaient fixées comme montrées dans le tableau (3.1).

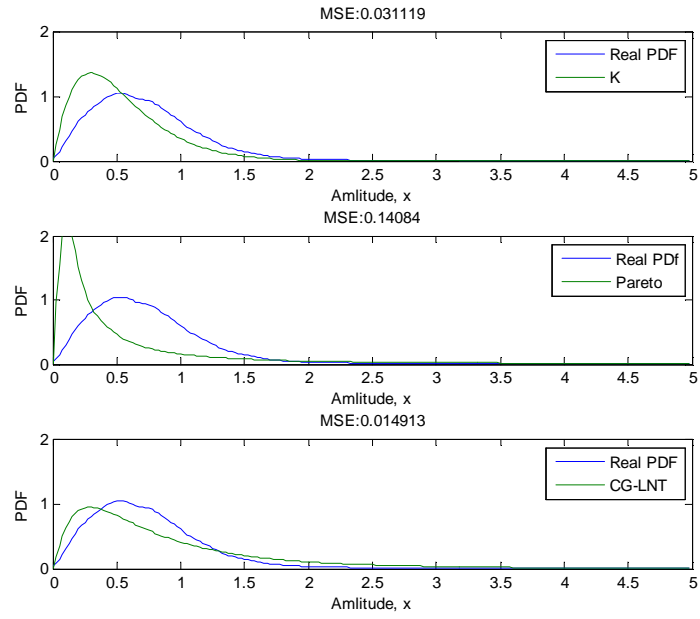
Fréquence de travail	9.3 GHz
Longueur d'impulsion	100 ns
Fréquence de répétition d'impulsion	1KHz
Nombre d'impulsions	60000
Nombre de cellules de résolutions	34
L'angle azimut	343.059°
Angle de visée	0.32°
L'angle d'ouverture	0.9°
Polarisation	H / V
Portées	3501-3996 m
Résolution	3, 15 et 30m

Tableau.3. 1- Caractéristiques du radar IPIX

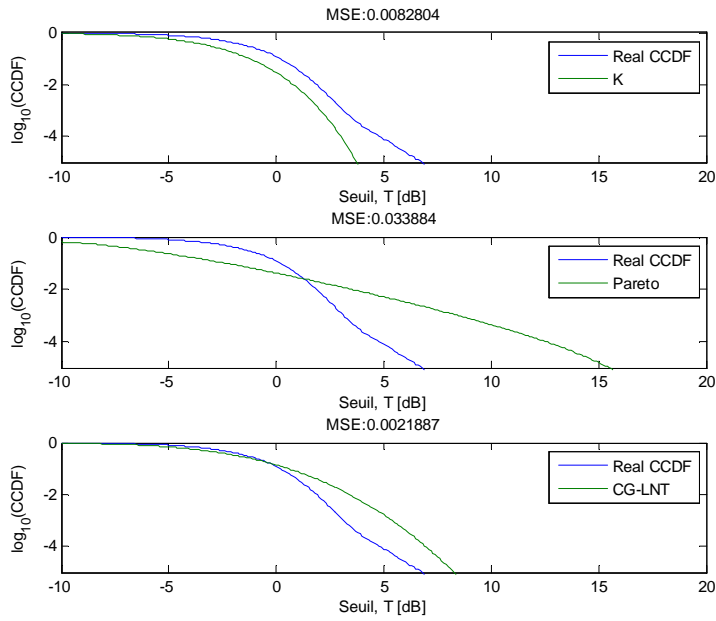
3.7 Résultats de modélisation en absence de bruit

Dans le but d'examiner les performances de modélisation des modèles statistiques K, Pareto et CG-LNT sans bruit thermique, on va exploiter les données réelles d'IPIX. Les paramètres des trois modèles seront estimés par la méthode $[\text{zlog}(z)]$. Afin de comparer les performances des trois modèles, les courbes des PDFs et CCDFs obtenus pour les trois modèles et les courbes de PDF et CCDF réels seront tracées en calculant l'erreur quadratique moyenne MSE (Mean Square Error). Les tests réalisés sont de différentes polarisations à savoir horizontale ou verticale et de différentes résolutions 3m, 15m et 30m.

Dans la Figure 3.2, les données de la 24^{ème} case distance, de polarisation HH et de résolution 3m sont exploitées, où les courbes des PDFs (a) et CCDFs (b) respectivement des modèles K, Pareto et CG-LNT sans bruit sont comparées avec la PDF et la CCDF réels, on remarque que l'allure des courbes des trois modèles ne suit pas parfaitement la PDF et la CCDF réelles. Cela peut être justifié par la présence du bruit thermique dans les données réelles. De plus on observe dans cette figure que le modèle K donne le faible MSE et donc les meilleures performances par rapport aux Pareto et CG-LNT. Les valeurs des MSE relatives aux distributions K-sans-bruit est plus fort au PDF réel par rapport les performances Pareto-sans-bruit et CG-LNT-sans-bruit. Aussi Les résultats de l'ajustement des PDFs et CCDFs sur données réelles sont bien montrés, de manière qualitative. Les résultat de la figures 3.3, montre les courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) pour les trois modèles K-sans-bruit, Pareto-sans-bruit et CG-LNT-sans-bruit, ces courbes sont ajustées sur les données réelles de la 1^{er} case distance, de polarisation HH et de résolution 15m. On remarque que le faible MSE est obtenu par le modèle CG-LNT-sans-bruit et garanti les meilleures performances. La figure 3.4, illustre les résultats d'ajustement des modèles statistiques sur les données extraites à partir de la 16^{ème} case distance de polarisation VV et résolution 15m. On observe à partir de cette figure 3.3, qu'un bon ajustement sur données réelles est réalisé par le modèle CG-LNT. La figure 3.5 (a) représente les courbes des PDFs et les figures, 3.5 (b) et les courbes des CCDFs des modèles statistiques K-sans-bruit, Pareto-sans-bruit et CG-LNT-sans-bruit comparées avec la PDF et la CCDF réelles obtenus à partir du 13^{ème} case distance, de polarisation VV et de résolution 30m. On note à partir de cette figure qu'une bonne compatibilité avec les données réelles est obtenue par le modèle Pareto-sans-bruit. En conclusion, la modélisation dans le cas où le bruit est ignoré a montré que les données réelles ne suit pas parfaitement les modèles statistiques considérés. Cela est justifier par la présence du bruit thermique dans les données réelles.

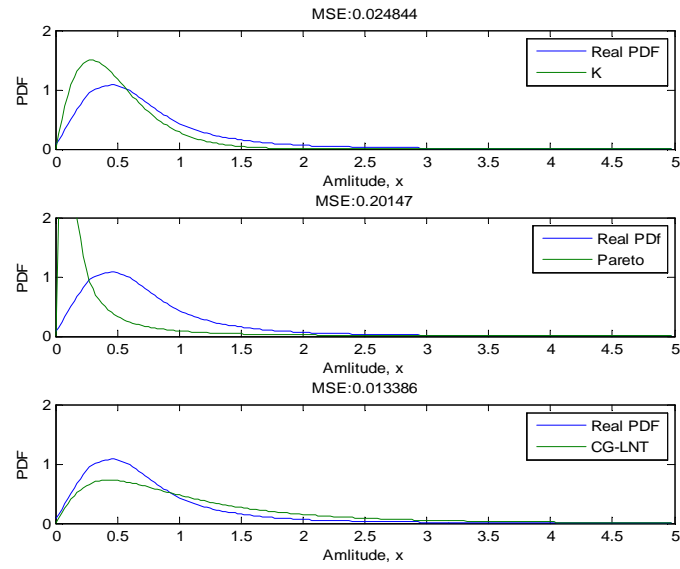


(a)

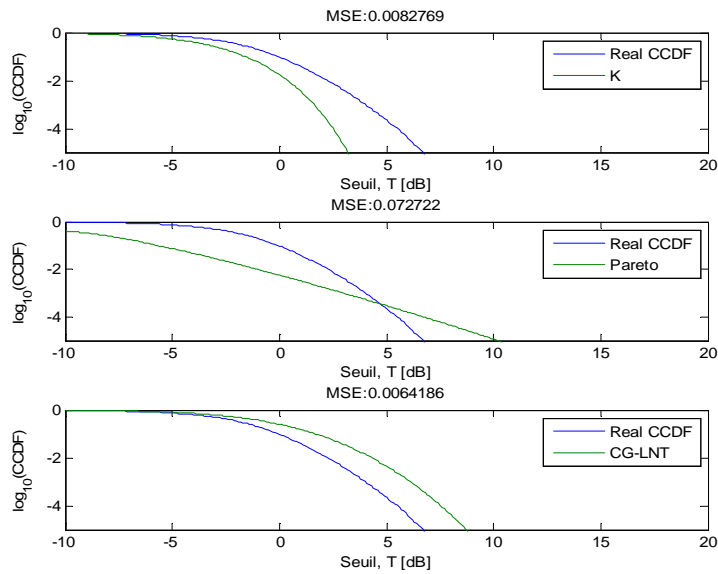


(b)

Figure 3.2-Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles sans bruit de la 24^{ème} case distance, de polarisation HH et de résolution 3m

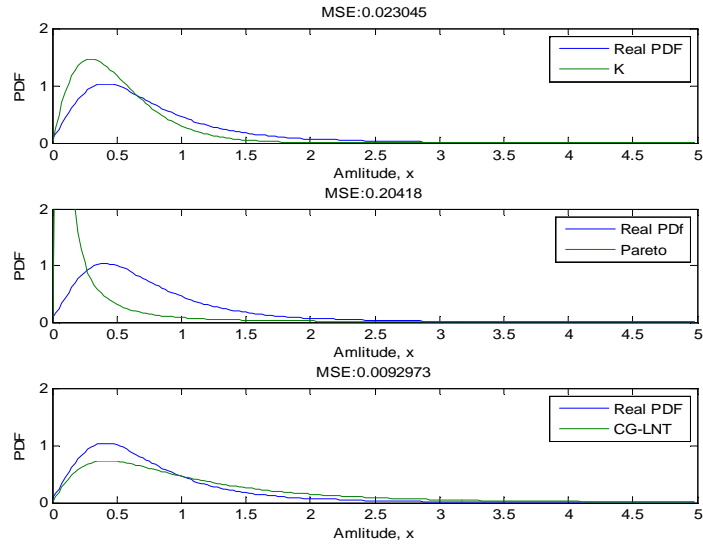


(a)

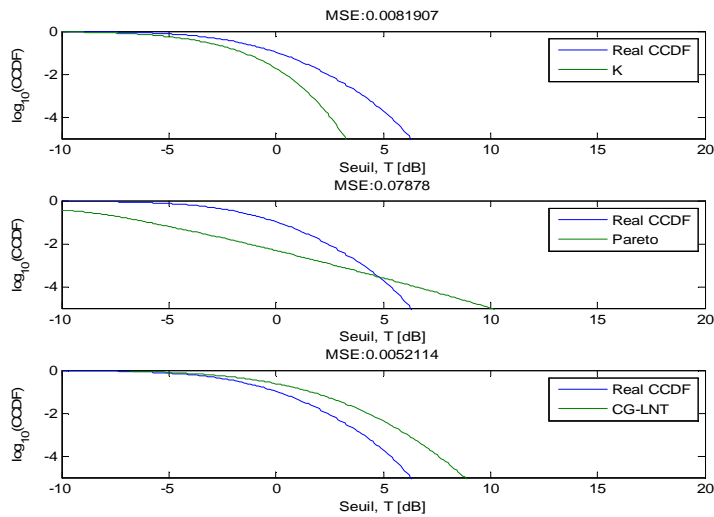


(b)

Figure 3.3-Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles sans bruit de la 1^{er} case distance, de polarisation HH et de résolution 15m.

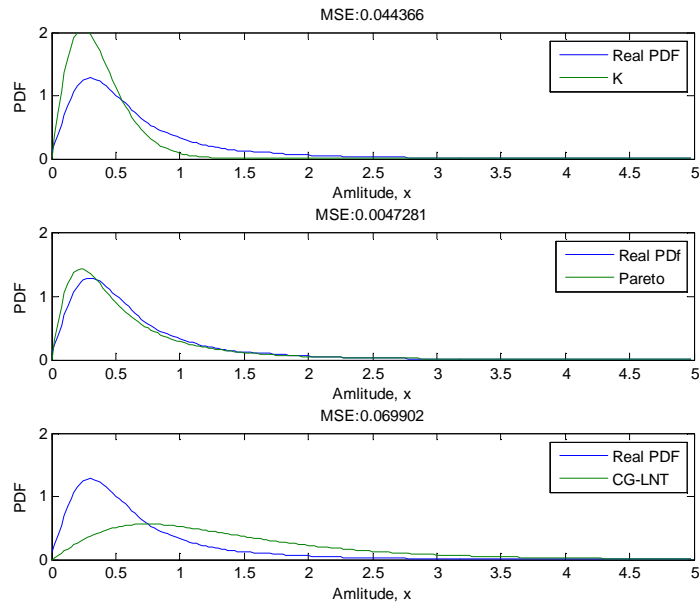


(a)

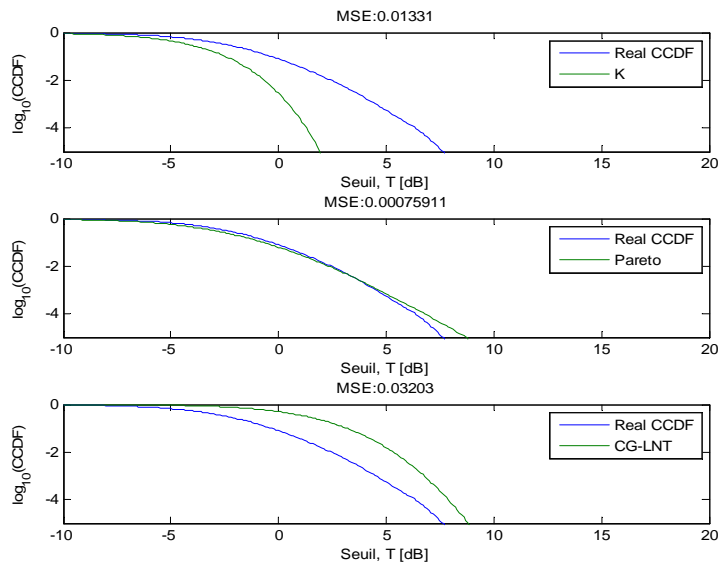


(b)

Figure 3.4-Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles sans bruit de la 16^{ème} case distance, de polarisation VV et de résolution 15m



(a)



(b)

Figure 3.5-Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles sans bruit de la 13^{ème} case distance, de polarisation VV et de résolution 30m.

3.8 Résultats de modélisation en présence du bruit

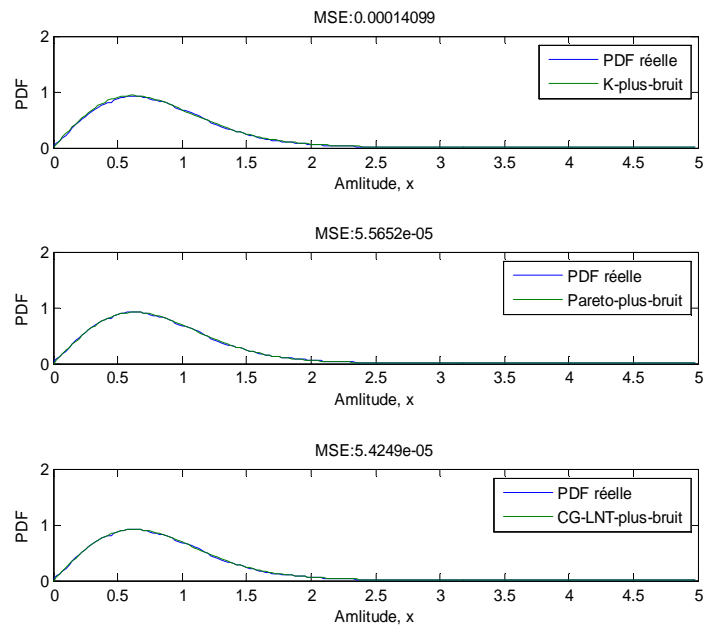
Dans cette sous section, on va discuter les résultats de modélisation des données réelles IPIX en présence du bruit thermique. L'objectif est de comparer les performances du modèle CG-LNT-plus-bruit avec les deux modèles K-plus-bruit et Pareto-plus-bruit.

Dans ce sens, les trois modèles ; K-plus-bruit, Pareto-plus-bruit et CG-LNT-plus-bruit sont caractérisés par trois paramètres, un paramètre de plus par rapport au cas sans bruit qui est la puissance du bruit. La méthode de l'ajustement des courbes (curve fitting) basée sur l'algorithme de Nelder-Mead est utilisée pour les trois modèles.

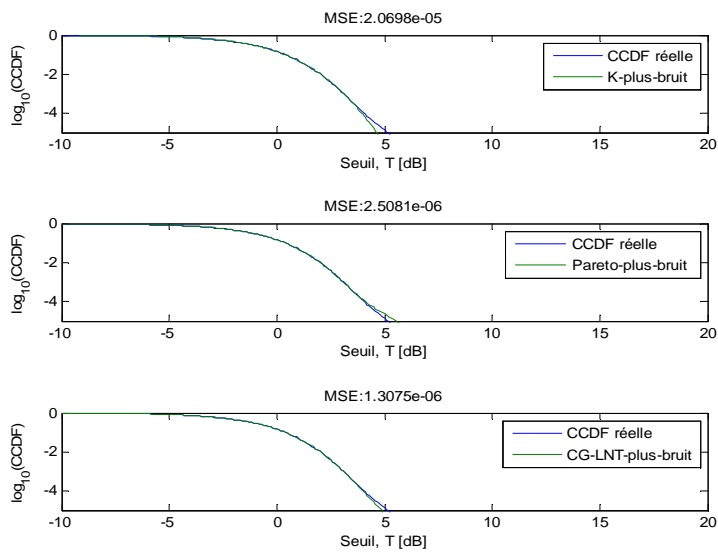
Pour illustrer les performances de modélisation, les courbes des PDFs et CCDFs obtenus à partir des différents modèles sont comparés avec les PDF et CCDF réels, en calculant l'erreur quadratique moyenne MSE. Plusieurs tests sont effectués pour des différentes polarisations et résolutions.

La figure 3.6, montre les courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) pour les trois modèles K-plus-bruit, Pareto-plus-bruit et CG-LNT-plus-bruit, ces courbes sont ajustées sur les données réelles de la 7^{ème} case distance, de polarisation HH et de résolution 3m. On remarque que les trois courbes des PDFs suivent l'allure des données réelles, le faible MSE est obtenu par le modèle CG-LNT-plus-bruit. Pour les CCDFs (b), les remarques sont les mêmes et le modèle CG-LNT-plus-bruit garanti les meilleurs performances. Dans la figure 3.7 les courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) sont ajustées sur les données réelles de la 2^{ème} case distance, de polarisation VV et de résolution 3m. La valeur du MSE obtenu par CG-LNT-plus-bruit est légèrement supérieure à celle obtenue par le modèle K-plus-bruit. Par contre, nous constatons que le CG-LNT-plus-bruit offre le meilleur ajustement de la CCDF. Cela a été bien confirmé quantitativement, car la distribution CG-LNT-plus-bruit assure les plus petites valeurs pour le test MSE. Les résultats de la figure 3.8 sont obtenus à partir de la 13^{ème} case distance, de polarisation VV et de résolution 15m, toujours le modèle CG-LNT-plus-bruit offre le meilleur ajustement de la PDF et la CCDF au PDF et CCDF réelles qualitativement les courbes sont presque confondues et les MSE sont très faibles. On observe aussi que le modèle K-plus-bruit donne des performances proches à celle du CG-LNT-plus-bruit. Par contre, dans la figure 3.9 où les données réelles de la 4^{ème} case distance, de polarisation HH et de résolution 30m sont exploitées, le modèle Pareto-plus-bruit est plus performant par rapport au K-plus-bruit.

Dans la majorité des tests effectués suivant la polarisation ainsi que la résolution des données réelles du radar IPIX, les résultats obtenus montrent que le modèle CG-LNT-plus-bruit est le plus performant par rapport aux modèles K-plus-bruit et Pareto-plus-bruit.

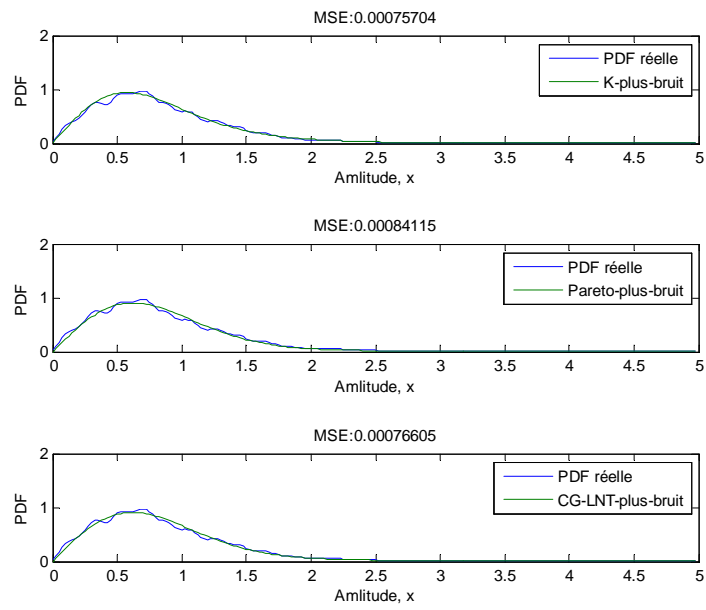


(a)

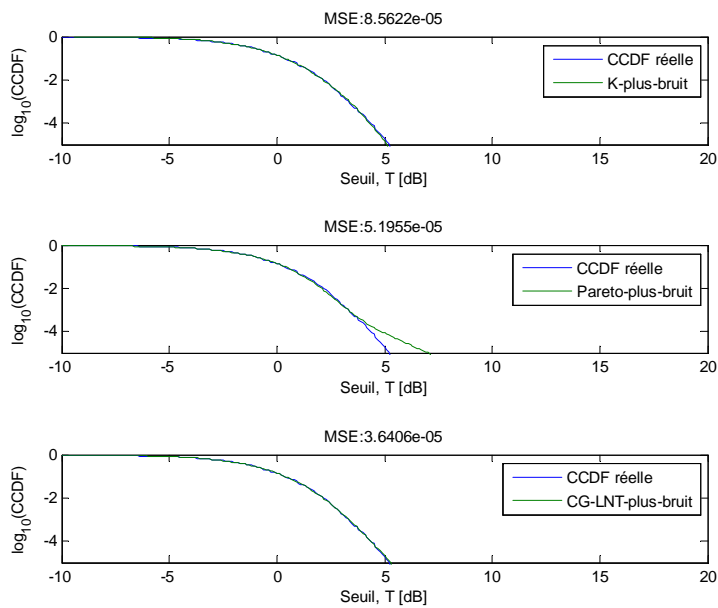


(b)

Figure 3.6-Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles de la 7^{ème} case distance, de polarisation HH et de résolution 3m.

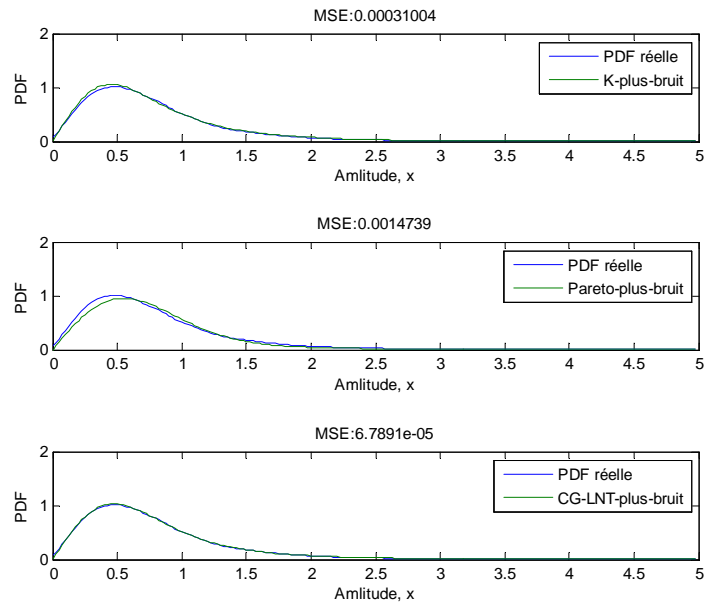


(a)

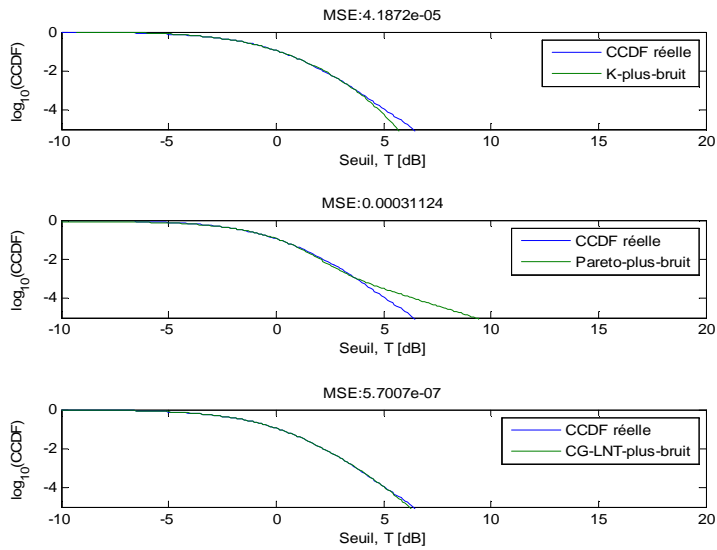


(b)

Figure 3.7-Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles de la 2^{ème} case distance, de polarisation VV et de résolution 3m.

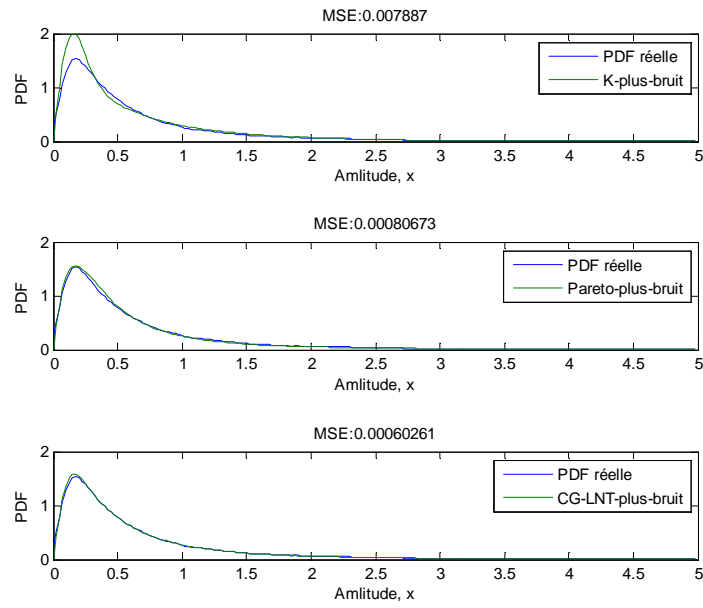


(a)

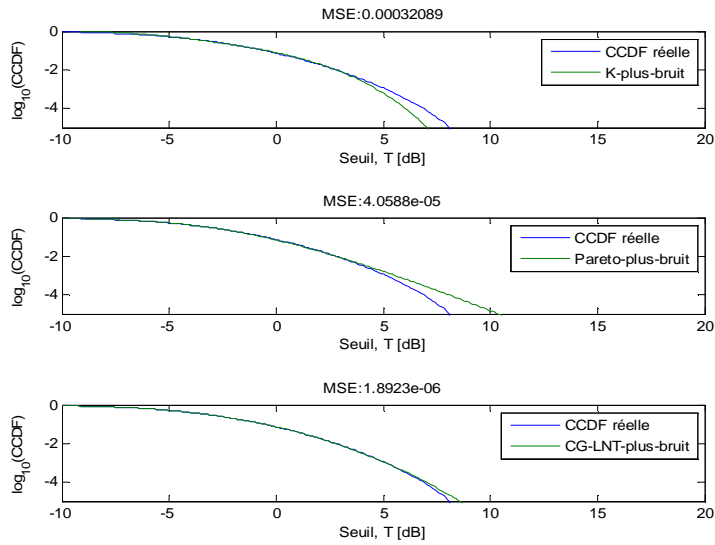


(b)

Figure 3.8-Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles de la 13^{ème} case distance, de polarisation VV et de résolution 15m.



(a)



(b)

Figure 3.9-Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles de la 4^{ème} case distance, de polarisation HH et de résolution 30m.

3.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons discuté les résultats de modélisation statistique des données réelles du clutter de mer collectées via le radar IPIX, en l'absence et en présence de bruit thermique. Nous avons commencé par un bref rappel sur les estimateurs des modèles K-composée, Pareto-composé et CG-LNT sans bruit, les méthodes $[z\log(z)]$ et la méthode d'ajustement des courbes basée sur l'algorithme de Nelder-Mead pour l'estimation des paramètres des distributions statistiques considérées. Les résultats obtenus des trois distributions basées sur les données réelles IPIX, montre que la modélisation dans ce cas que les données réelles ne suit pas parfaitement les modèles statistiques considérés. Cela est justifier par la présence du bruit thermique dans les données réelles. De plus, dans la majorité des tests effectués pour le cas de présence du bruit, suivant la polarisation ainsi que la résolution des données réelles du radar IPIX, les résultats obtenus montrent que le modèle CG-LNT-plus-bruit est le plus performant par rapport aux modèles K-plus-bruit et Pareto-plus-bruit.

*Conclusion
générale*

Conclusion générale

La modélisation statistique du clutter radar non-Gaussien a été étudié dans ce mémoire, plusieurs distributions existes dans la littérature radar ont été présentés. Parmi les modèles existes la distribution CG-LNT, elle est caractérisée par deux paramètres paramètre de forme et paramètre d'échelle. Dans ce mémoire on a analysé les performances de modélisation en présence du bruit thermique en exploitant des données réelles du clutter de mer non-Gaussien. Le modèle CG-LNT-plus-bruit est une mixture de spekle Rayleigh et une texture Log-Normal, ce modèle est caractérisé par trois paramètres, un paramètre de plus qui représente la puissance du bruit. Le bruit thermique a été inclus dans la distribution CG-LNT pour fournir un modèle approprié pour les statistiques réelles du clutter de mer non-Gaussien du radar IPIX. Cela rend la distribution très flexible. Les tests effectués ont montré que le modèle CG-LNT-plus-bruit pour le clutter de mer donne le meilleur ajustement des données réelles dans la plupart des cas par rapport au K-plus-bruit, Pareto-plus-bruit.

Bibliographie

- [1] Watts, S., "Radar detection prediction in K-distributed sea clutter and thermal noise," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 23, N^o. 1, pp. 40-45, January 1987.
- [2] Watts, S. The performance of cell-averaging CFAR systems in sea clutter. Proceedings of International Radar Conference, May 7-12, 2000, pp. 398-403.
- [3] Eltoft, T. The Rician inverse Gaussian distribution: A new model for non-Rayleigh signal amplitude statistics. IEEE Transactions on Image Processing, 14, 11 (Nov. 2005), 1722-1735.
- [4] Carretero-Moya, J., Gismero-Menoyo, J., Blanco-del-Campo, A., and Asensio-L´opez, A. Statistical analysis of a high-resolution sea-clutter database. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 48, 4 (2010), 2024-2037.
- [5] Sangston, K. J., Gini, F., and Greco, M. Coherent radar target detection in heavy-tailed compound-Gaussian clutter. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 48, 1 (2012), 64-77.
- [6] Watts, S. Modeling and simulation of coherent sea clutter. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 48, 4 (2012), 3303-3317.
- [7] Gini, F., and Greco, M. Texture modeling, estimation and validation using measured sea clutter data. IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation, 149, 3 (2002), 115-124.
- [8] Weinberg, G. V. Assessing Pareto fit to high-resolution high-grazing-angle sea clutter. Electronics Letters, 47, 8 (2011), 516-517.
- [9] Ward, K. D., and Tough, R. J. A. Radar detection performance in sea clutter with discrete spikes. Proceedings of International Radar Conference, Oct. 15-17, 2002, pp. 253-257.
- [10] Watts, S., Ward, K. D., and Tough, R. J. A. The physics and modelling of discrete spikes in radar sea clutter. Proceedings of International Radar Conference, May 9-12, 2005, pp. 72-77.
- [11] Mezache, A., Sahed, M., Laroussi, T., and Chicouche, D. Two novel methods for estimating the compound K-clutter parameters in presence of thermal noise. IET Radar Sonar and Navigation, 5, 9 (Dec. 2011), 934-942.
- [12] Lagarias, J. C., Reeds, J. A., Wright, M. H., and Wright, P. E. Convergence properties of the Nelder-Mead simplex method in low dimensions. Society for Industrial and Applied Mathematics Journal on Optimization, 9, 1 (1998), 112-147.

- [13] Skolnik, M.I. "Introduction to Radar System, (3rd ed.),"New York: McGraw-Hill, 2001.
- [14] CHALABI Izzeddine, " Estimation et Détection Adaptative des Cibles pour Radars MIMO dans un Environnement de Clutter non-Gaussien", Thèse de Doctorat en Electronique présentée à l'université MOHAMED BOUDIAF-M'SILA, en 2016-2017.
- [15] CHALABI Izzeddine, "Techniques Radars", Polycopie de cours, 'université MOHAMED BOUDIAF-M'SILA.
- [16] Skolnik, M. I., "Radar Handbook", 2ndEd, McGraw- Hill, New York, 1990.
- [17] Swerling, P. "Radar probability of detection for some additional fluctuating target cases ". IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 33, N°. 2, pp. 698-709, 1997.
- [18] Barkat, M., "Signal Detection and Estimation, 2nd ed." Artech House, Boston, London, 2005.
- [19] Unnikrishna, S., Pillai, Ke Yong Li, Himed, B., "Space Based Radar Theory & Applications", McGraw-Hill, New York, 2008
- [20] Marcum, J. "A statistical theory of target detection by pulsed radar," IEEE Transactions on Information Theory, Vol. 6, N°. 2, 59-267, 1960.
- [21] Lewinski, D. J., "Nonstationary probabilistic target and clutter scattering models," IEEE Transactions on Antennas Propagation, Vol. 31, N°. 3, 480-498, 1983.
- [22] Shnidman, D. A., "Expanded Swerling target models," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 39, N°. 3, pp. 1059-1069, 2003.
- [23] Guolong, C. DE Maio, A., Vincenzo, C., and Luca, P., "Performance Prediction of the Incoherent Detector for a Weibull Fluctuating Target," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems Vol. 50, N°. 3, July 2014.
- [24] G.V. Trunk and S.F. George, "Detection of targets in non-Gaussian sea clutter", IEEE Trans.-AES, vol. 6, no. 8, pp. 620-628, September 1970.

- [25] Jakeman, E., and Pusey, P. N., "A model of non-Rayleigh sea echo," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 24, N^o. 6, pp. 806-914, November 1976.
- [26] Bakker, R. B., and Currie, B. —The McMaster IPIX Radar Sea Clutter Database, Online available: <http://soma.crl.mcmaster.ca/ipix/>
- [27] Watts, S., "Radar detection prediction in sea clutter using the compound K distribution model," *IEE Proceedings, Part F*, Vol. 132, N^o. 7, pp. 613-620, December 1985.
- [28] Farina, A., Gini, F., Greco, M.V., and Verrazzani, L., "High resolution sea clutter data : statistical analysis of recorded live data," *IEE Pro-Radar. Sonar Navig.* Vol. 144, N^o. 3, June 1997.
- [29] Ward, K. D., Tough, R. J. A., and Watts, S., "*Sea Clutter: Scattering, the K distribution and Radar Performance, 2nd ed.*," London: Institution of Engineering and Technology, 2013.
- [30] Mezache, A., Sahed, M., Soltani, F., and Chalabi, I., "Model for non-Rayleigh Clutter Amplitudes Using Compound Inverse Gaussian Distribution: An Experimental Analysis" *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 51, N^o. 1, pp. 142-153, January 2015.
- [31] Chalabi, I., and Mezache, A., "Sea clutter modeling in presence of thermal noise using betaprime Texture distribution," *IEEE Conference Publications. Systems, Signals & Devices (SSD), 2015 12th International Multi-Conference*, Tunisia, 2015.
- [32] Weinberg, G.V., "Estimation of Pareto clutter parameters using order statistics and linear regression," *Electronics Letters*, Vol. 49, N^o. 13, pp. 845-846, June 2013.
- [33] Farshchian, M., and Posner, F. L., "The Pareto distribution for low grazing angle and high resolution X-band sea clutter," *Proceedings of IEEE Radar Conference., Arlington, VA, USA*, pp. 789-793, 2010.
- [34] Rosenberg, L., and Bocquet, S., "The Pareto distribution for high grazing angle sea clutter," *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Conference, Melbourne, Australia*, pp. 4209-4212, 2013.

- [35] Haykin, S., Bakker, R., and Currie, B. W., "Uncovering nonlinear dynamics the case study of sea clutter data," *Proc. IEEE*, Vol. 90, pp 860881, May 2002.
- [36] Schleher, D. C., "Radar detection in Weibull clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 12, N°. 6, pp. 736-743, November 1976.
- [37] Fay, F. A., Clarke, J., and Peters, R. S., "Weibull distribution applied to sea clutter," *IEE International Conference Radar '77, (London, UK)*, pp. 101-104, October 1977.
- [38] Ward, K. D., "Compound representation of high resolution sea clutter," *Electronics Letters*, Vol.17,N°. 16, pp. 561-563, August 1981.
- [39] Ward, K. D., "A radar sea clutter model and its application to performance assessment," *IEE Conference Publication*, pp. 203-207, October 1982.
- [40] Ward, K. D., and Watts, S., "Radar sea clutter," *Microwave Journal*, Vol. 28, N°. 6, pp. 109-121, Juin 1985.
- [41] Ollila, E., Tyler, E., Koivumen, D. E. V., and Poor, V., "Compound-Gaussian Clutter Modeling With an Inverse Gaussian texture distribution," *IEEE Transactions on Signal Processing Letter*, vol. 19, N°. 12,pp. 876-879. December 2012.
- [42] Izzeddine Chalabi & Amar Mezache (2019) Estimators of compound Gaussian clutter with log-normal texture, *Remote Sensing Letters*, 10:7, 709-716, DOI: 10.1080/2150704X.2019.1601275 To link to this article: <https://doi.org/10.1080/2150704X.2019.1601275>.
- [43] Blacknell, D., and Tough, R. J. A., "Parameter estimation for the K-distribution based on $[z \log(z)]$," *IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 148, N°. 6, pp. 309-312, December 2001.
- [44] Bocquet, S., "Simulation of correlated Pareto distributed sea clutter," *Int. Conf. on Radar, Adelaide, SA*, pp. 258-261. 9-12 September 2013.
- [45] Bakker, R., and Currie, B., "The McMaster IPIX radar sea clutter database," Disponible sur : <http://soma.crl.mcmaster.ca/ipix/>

